



Determinantes de la probabilidad de éxito de un startup en Perú

Tesis presentada para cumplir con uno de los requisitos para la obtención del grado académico de Magíster en Finanzas por:

Luis Alberto Ecos Munayco

Erick Guillermo Mendoza Mendoza

Luis Alberto Narro Leon

Miloban Alfredo Paredes Derteano

Programa de la Maestría en Finanzas

Lima, 3 de marzo de 2020

Esta tesis

Determinantes de la probabilidad de éxito de un startup en Perú

Ha sido aprobada por



.....
Luis Carlos Chávez-Bedoya Mercado (Jurado)



.....
Carlos Antonio Aguirre Gamarra (Jurado)



.....
Luis Francisco Rosales Marticorena (Asesor)

Universidad Esan

2020

A Dios, por darnos la oportunidad de alcanzar este logro.
A nuestras familias, por sus enseñanzas, consejos, valores
y apoyo incondicional en nuestras decisiones y proyectos,
que nos ayudaron a concluir con este paso de vida.

Luis Ecos M.

Erick Mendoza M.

Luis Narro L.

Miloban Paredes D.

ÍNDICE

CAPÍTULO I – INTRODUCCION	1
CAPÍTULO II – GENERALIDADES	3
2.1 Objetivos	3
2.2 Justificación	3
2.3 Viabilidad	7
2.4 Hipótesis de variables que influyen en la probabilidad de éxito de un startup	7
CAPÍTULO III – MARCO CONCEPTUAL	11
3.1 Definición de startup	11
3.2 El ecosistema de emprendimiento	14
3.3 Fuentes de financiamiento para startups	17
CAPÍTULO IV – MARCO METODOLÓGICO DE LA INVESTIGACIÓN	21
4.1 Diseño y proceso de la investigación	21
4.2 Población y datos objeto del estudio	22
4.3 Modelo PROBIT	26
CAPÍTULO V – METODOLOGÍA APLICADA AL CÁLCULO DE LA PROBABILIDAD DE ÉXITO DE UN STARTUP EN PERÚ Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	28
5.1 Determinación de las principales variables en la probabilidad de éxito	28
5.1.1 Importancia de las variables y primer cálculo de la probabilidad de éxito	28
5.1.2 Análisis del poder de predicción del modelo preliminar (Modelo 7)	30
5.2 Construcción del nuevo modelo PROBIT a partir del algoritmo Random Forest	30
CAPÍTULO VI – APLICACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE ÉXITO EN VALORACIÓN DE STARTUPS	33
6.1 Metodologías de valorización de startups	33
6.1.1 Método Berkus	33
6.1.2 Método Scorecard Valuation	34
6.1.3 Método Venture Capital	37
6.1.3.1 Método Venture Capital (original)	37
6.1.3.2 Método Venture Capital (Modificado)	39
6.2 Análisis de las metodologías de valoración	40
6.3 Valorización en startups peruanas aplicando la probabilidad de éxito	42
CAPÍTULO VII – CONCLUSIONES, LIMITACIONES Y RECOMENDACIONES	45

7.1	Conclusiones	45
7.2	Limitaciones	46
7.3	Recomendaciones	47
BIBLIOGRAFÍA		48
ANEXOS		51
Anexo 1 - Significancia de variables y resultados parciales (Modelos 1-7)		51
Anexo 2 - Análisis de poder de predicción del Modelo 7		56
Anexo 3 - Modelo a partir del algoritmo Random Forest		57
Anexo 4 - Aplicación y análisis del modelo Random Forest y PROBIT		60
Anexo 5 - Modelo a PROBIT a partir del algoritmo Random Forest		62
Anexo 6 - Machine Learning y Random Forest		64

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Definición de variables - Elaboración propia.....	Pag 9
Tabla 2. Planteamiento de hipótesis - Elaboración propia	Pag 9
Tabla 3. Resultado de definición de variables - Elaboración Propia	Pag 31
Tabla 4. Método de Berkus: Riesgo Cobertura – Asociada - Berkus, Valuation 2016	Pag 34
Tabla 5. Ejemplo de valoración - Payne 2006	Pag 35
Tabla 6. Ponderación para el método Scorecard Valuation – Payne 2006	Pag 36
Tabla 7. Ejemplo de ponderación para el método Scorecard Valuation – Dureux 2016.....	Pag 36
Tabla 8. Ejemplo de Valoración Startup Método Scorecard Valuation - Dureux 2016	Pag 37
Tabla 9. Metodología Método Venture Capital Estandar - Metrick & Yasuda 2011	Pag 39
Tabla 10. Valoración startup “A” y startup “B” - Elaboración propia.....	Pag 44

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Inversión en Startups peruanas - Fuente: (PECAP, 2019)	Pag 4
Figura 2. Evolución de inversión agregada en startups peruanas - (PECAP,2019).....	Pag 5
Figura 3. Ecosistema para el crecimiento de emprendimientos - Isenberg, 2011	Pag 15
Figura 4. Principales actores en el ecosistema emprendedor peruano - Swiss EP, 2019.....	Pag 17
Figura 5. Instrumentos de apoyo al emprendimiento innovador - OCDE, 2015	Pag 18
Figura 6. Alternativas de capital para etapa de startup - Divakaran, McGinnis, & Shariff, 2014.....	Pag 19
Figura 7. Etapas de financiamiento de startups - StartUpsPal, 2011	Pag 20
Figura 8. Distribución por rango de ventas - Elaboración propia	Pag 23
Figura 9. Distribución por rango de longevidad - Elaboración propia	Pag 23
Figura 10. Detalle de sectores - Elaboración propia	Pag 24
Figura 11. Distribución por rango de trabajadores - Elaboración propia.....	Pag 24
Figura 12. Distribución por permanencia del CTO - Elaboración propia.....	Pag 25
Figura 13. Distribución de emprendimientos por tipo de inversión – Elaboración propia	Pag 25
Figura 14. Distribución según si ganó Startup-Perú - Elaboración propia	Pag 26

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1. Significancia de variables y resultados parciales (Modelos 1-7)	Pag 51
Anexo 2. Análisis de poder de predicción del Modelo 7	Pag 56
Anexo 3. Modelo a partir del algoritmo Random Forest	Pag 57
Anexo 4. Aplicación y análisis del modelo Random Forest y PROBIT	Pag 60
Anexo 5. Modelo a PROBIT a partir del algoritmo Random Forest	Pag 62
Anexo 6. Machine Learning y Random Forest	Pag 64

LUIS ALBERTO ECOS MUNAYCO

Prolg. Paseo La Castellana N° 1080 – Dpto. C-302 – Santiago de Surco – Lima (51)

992700850, albertoecos@gmail.com

Contador de profesión, especialista en finanzas corporativas y tributación internacional, con Estudios de Postgrado en Finanzas (Gerencia Bancaria) en la Pompeu Fabra de Barcelona y ESAN. Además, amplia experiencia dirigiendo el departamento de finanzas y contabilidad de empresas en diferentes sectores, incluyendo transnacionales en el sector comercial, sector de tecnologías de la salud y equipamiento médico (proyectos hospitalarios), servicios educativos, editoriales, así como de empresas locales en el sector agroindustrial.

EXPERIENCIA PROFESIONAL

Medstep Peru S.A.C.

Medstep es una empresa con sede en Miami, que ofrece equipos médicos, tecnología de la información y suministros médicos a Hospitales, Ambulatorios, Residencias y Clínicas de Médicos en EE UU y América Latina. Con facturación anual de \$ 40 Millones de dólares.

Gerente de Administración y Finanzas

(Enero 2015 – Al Presente)

Funciones:

- Supervisa la formulación, ejecución y evaluación del presupuesto anual, de conformidad con las disposiciones legales aplicables y las políticas de la empresa.
- Administración de contratos (ejecución de proyectos hospitalarios)
- Control de presupuestos y análisis de sus desviaciones.
- Responsable de la gestión financiera de la empresa, analizando los usos alternativos que se darán a los recursos financieros disponibles.
- Analizar y proponer acciones para lograr la reducción de costos financieros.
- Control de Cuentas por Cobrar y Cuentas por Pagar.
- Control de Ingresos y Egresos con el fin de administrar el Capital de Trabajo y recursos económicos de la empresa.

- Control de Contratos en ejecución en cuanto al inicio, finalización y cobro de los trabajos realizados.
- Elaborar y proponer políticas, normas y procedimientos de administración y control para el registro de la información contable
- Elaborar informe de estados financieros para su presentación a la Gerencia General.
- Análisis de los Estados Financieros para facilitar la toma de decisiones a la Gerencia.
- Otras que le sean asignadas por la Gerencia General dentro del ámbito de su competencia

Logros

- Implementación del área de importaciones, en un periodo de 02 meses; obteniendo reducción de costos en un 50% de lo ejecutado en el mes anterior, el ahorro en promedio anual es de USD 150,000.00
- Implementación del departamento de contabilidad, tesorería y logística, en un periodo de 06 meses; obteniendo Estados Financieros mensuales, así como mejora de los ratios de gestión, CxC de 60 días a 30 días, CxP de 90 días a 70 días y rotación de inventarios de 180 días a 120 días.
- Obtención de líneas de crédito para comercio exterior de USD 1.5 Millones; para cartas fianza de adelanto directo por USD 3 Millones; para fiel cumplimiento de USD 0.5 Millones.
- Obtención de financiamiento bancario para la compra e implementación de las oficinas (local propio), por un importe total de USD 1.3 Millones.
- Líder del proyecto de la implementación de SAP Bussines One – Hana; en un periodo de 12 meses, principal logro es la integración del área de proyectos e implementación, a la gestión administrativa de la empresa, lo que permitió el ahorro de costos en un importe de USD 200,000.00

Gestornet S.A.C.

Empresa dedicada a brindar soluciones y herramientas para el desarrollo humano y la gestión organizacional, mediante la formación, consultoría y tecnología a la medida de cada proyecto.

Gerente de Administración y Finanzas

(Desde Julio 2015 al presente)

Funciones:

- Responsable de la gestión financiera de la empresa, analizando los usos alternativos que se darán a los recursos financieros disponibles
- Responsable del control de todos los documentos, asientos y libros contables de la empresa, así como la elaboración de los estados financieros mensuales y sus anexos correspondientes.
- Atención y asesoría ante los requerimientos exigidos por la Superintendencia de Administración Tributaria.

Medstep Peru S.A.C.

Medstep es una empresa con sede en Miami, que ofrece equipos médicos, tecnología de la información y suministros médicos a Hospitales, Ambulatorios, Residencias y Clínicas de Médicos en EE UU y América Latina.

Contador General

(Abril 2014 - Diciembre 2014)

- Asegurar y garantizar el cumplimiento de las normas internacionales de información financiera
- Supervisar y asegurar el proceso de cierres contable mensual, trimestral y anual.
- Aseguramiento del proceso a nivel empresa y corporativo.
- Elaboración de los EE FF, con reportes a casa matriz.
- Responsable de establecer e implementar la planeación tributaria y fiscal: IGV, Renta, Activos, etc

- Asistir a las auditorías externas de acuerdo a los requerimientos de la consultora y del corporativo.
- Supervisar el control de costos y gastos, trabajando continuamente en el reporte de puntos de mejora desde la perspectiva contable que puedan ser aplicados a los procesos vigentes.
- Asegurar cumplimiento de todo lo relacionado con regulaciones (SUNAT, Sunafil, etc.)
- Asistir a los informes solicitados por las instituciones públicas (SUNAT / Ministerio / INEI) y los bancos.
- Encargado de la gestión y el seguimiento del flujo de caja proyectado y ejecutado (con reportes semanales).
- Coordinación con bancos relacionados a solicitudes de desembolso de acuerdo al requerimiento del flujo de caja y las líneas con las que cuenta la empresa.
- Ejecutar el análisis de los estados financieros mensuales de la compañía
- Elaboración de los Informes analíticos/contables corporativos requeridos por la Dirección

Phymed S.R.L.

Empresa líder en distribución de equipos médicos en las áreas de rehabilitación, medicina estética, cuidados especiales, con facturación anual de \$ 5 millones de dólares

Jefe de Finanzas – Phymed S.R.L, Lima, Perú. (Abril 2013 – Marzo 2014)

- Analizar y proponer acciones para lograr la reducción de costos financieros.
- Elaboración de flujo de caja ejecutado y proyectado
- Revisión e interpretación de los Estados Financieros para presentar a Gerencia, con sus respectivos indicadores financieros
- Planificar, administrar y controlar el flujo de efectivo

- Gestiones antes las instituciones financieras, para las obtenciones de financiamiento de corto y mediano plazo, para la operatividad de la empresa
- Coordinar que todas las actividades de la empresa cumplan con la normativa legal e interna de la compañía.
- Planificar, coordinar, dirigir y supervisar las labores del área de contabilidad, tesorería, facturación y cobranza
- Gestión y aprobación en la programación de pagos a proveedores.
- Elaborar y participar en la elaboración del Plan Estratégico.
- Responsable del desarrollo de políticas y procedimientos dentro del área de finanzas.
- Atender asuntos relacionados con las actividades del área cuando sea requerido y verificar que el personal a cargo, atienda oportuna y eficientemente los requerimientos solicitados.

Phymed S.R.L.

Empresa líder en distribución de equipos médicos en las áreas de rehabilitación, medicina estética, cuidados especiales.

Contador General

(Septiembre 2012 – Marzo 2013)

- Aprobar los asientos contables y validar los documentos contables.
- Liquidación de Tributos según obligaciones de la empresa
- Determinación del costo de ventas mensual y anual (Inventario permanente valorizado)
- Determinación del costo de las importación y análisis de las desviaciones costo estándar vs costo real
- Revisión de las diferentes provisiones contables con incidencia financiera y tributaria
- Elaboración de Estados Financieros mensuales, anexos y notas a los EE FF.

- Identificar, regularizar las adiciones y/o deducciones y determinar el Impuesto a la Renta a pagar
- Determinar y distribuir en forma legal la renta neta
- Analizar las normas tributarias y laborales del sector así como su repercusión en la empresa

I Solutions – Ceipa S.A.C.

Empresa dedicada a la educación y consultoría en los campos de la gerencia, la administración, el talento humano, las finanzas, el mercadeo, la ciencia, la tecnología y las humanidades

Contador Externo

(Julio 2012 a Diciembre 2014)

Asesor Contable y Tributario Externo e Independiente.

- Asesor Contable y Tributario Externo e Independiente
- Responsable del control de todos los documentos, asientos y libros contables de la empresa, así como la elaboración de los estados financieros mensuales y sus anexos correspondientes.
- Atención y asesoría ante los requerimientos exigidos por la Superintendencia de Administración Tributaria.
- Identificar, regularizar las adiciones y/o deducciones para la determinación del impuesto a la renta a pagar.

Total Blended Training S.A.

Empresa dedicada a la consultoría y gestión empresarial e idiomas de aprendizaje

Contador Externo

(Abril 2010 – Al Presente)

Asesor Contable y Tributario Externo e Independiente.

Natural Learning Corporation Editores del Perú S.A.C.

Empresa colombiana perteneciente al Grupo JOM, dedicada a la comercialización de material didáctico de técnicas de inglés con 16 años a nivel nacional y 30 años a nivel internacional.

Responsable de la gestión Contable y financiera incluyendo: La elaboración y emisión de los estados financieros, flujo de efectivo, presupuesto.

Jefe de Contabilidad

(Enero 2009 – Septiembre 2012)

- Planeamiento y administración del sistema contable.
- Aprobar los asientos contables y validar los documentos contables.
- Determinación del costo del costo de ventas mensual y anual.
- Liquidación de Tributos según obligaciones de la empresa.
- Revisión de las diferentes provisiones contables con incidencia financiera y de costos.
- Elaboración de Estados Financieros de la Empresa en forma mensual y anual.
- Realizar ajustes por inflación de los estados financieros, para efectos tributarios. Elaboración de Balance Presupuestal mensual y anual reportes a casa Matriz (Colombia)
- Determinar y distribuir en forma legal la renta neta.
- Declaración Jurada del impuesto a la Renta Anual.
- Analizar las normas tributarias, laborales y del sector así como su repercusión en la empresa.
- Retenciones no domiciliados - aplicación de la CAN
- Controlar la práctica de la empresa sobre los procedimientos contables, administrativos y tributarios establecidos por las leyes y normas de instituciones públicas o privadas

Importadora y Distribuidora La Feria S.R.L.

La Feria SRL posee una trayectoria de más de 20 años en el mercado dedicados a la comercialización de copiadoras, insumos y repuestos

Sub Contador

(Marzo 2008 – Enero 2009)

- Responsable de la Liquidación de Impuestos
- Elaboración de EE FF mensuales y anuales, anexos correspondientes
- Otros trámites con fines institucionales

Agropecuaria “Río Bravo” Hnos. S.A.C

Agropecuaria Rio Bravo Hnos. ubicada en Chincha al sur de Lima es una empresa Avícola Peruana productora de pollitas BB y huevo comerciales, con facturación de S/. 15 Millones

Encargado Administrativo

(Junio 2004 – Marzo 2008)

Responsable del área logística, área de compras, supervisor de planta procesadora de alimentos balanceados para aves, encargado del área de Cobranza.

Otras actividades asignadas:

- Reestructuración de la contabilidad financiera
- Implementación de contabilidad de costos
- Revisión de Estados Financieros de la Empresa en forma mensual y anual
- Realizar ajustes por inflación de los estados financieros, para efectos tributarios
- Revisión de las diferentes provisiones contables con incidencia financiera y de costos
- Determinar y distribuir en forma legal la renta neta
- Declaración Jurada del impuesto a la Renta Anual

EDUCACION

- Maestría en Finanzas 2017 - 2019 – Universidad ESAN.
Mención Finanzas Corporativas
- Master en Gerencia Bancaria y Financiera.
Pompeu Fabra (UPF Barcelona School Management) - Marzo 2019
- Maestría en Política y Sistema Tributario 2012 - 2013 – Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Contador Público Colegiado – Universidad Nacional San Luis Gonzaga de Ica, Perú.
2005

OTROS ESTUDIOS

Diplomados

- Diplomado Tributación Empresarial Internacional
Universidad ESAN
Marzo/2015 – Agosto/2015
- Diplomado Tributación Internacional y Precios de Transferencia
Universidad ESAN
Agosto/2014 – Diciembre 2014

Informática

- Software SAP Bussines One – Nivel User Key
- Software ERP SIIGO
- Software Contable Concar
- Software Contable Abancotw
- Software Contable ECB-Cont

Seminarios

- Determinación del Impuesto a la Renta 2007 (Contadores y Empresas) – Febrero 2008
- Planillas Electrónicas – Febrero 2008 (Contadores y Empresas) – Febrero 2008
- Cierre Tributario 2008 – Impuesto a la renta Personas Jurídicas – Enero 2009
- El Nuevo Plan Contable General para Empresas – Noviembre 2009
- Cierre Contable Tributario 2009 – Impuesto a la Renta – Febrero 2011
- Cierre Tributario del Ejercicio 2010 – Impuesto a la Renta – Febrero 2011
- El Libro de Reclamaciones Caballero Bustamante - Mayo 2011
- Elaboración de presupuestos - Noviembre 2012
- Cierre Tributario Ejercicio 2012 – Impuesto a la renta - Marzo 2013
- Como afrontar una fiscalización laboral - Actualidad empresarial - Abril 2013

ERICK GUILLERMO MENDOZA MENDOZA

Av. Brasil 4052 Dpto 1702 Magdalena del Mar – Lima | (51) 943-090-161

erickm.mendoza@gmail.com

Bachiller en Administración de Empresas con estudios de postgrado especializado en Finanzas Corporativas por la Universidad de Piura. Experiencia en elaboración de presupuestos, evaluación de inversiones y proyectos, análisis financiero y estratégico. Se desempeñó como consultor en Deloitte Corporate Finance y actualmente es analista financiero Senior en APM Terminals Callao.

EXPERIENCIA PROFESIONAL

APM Terminals Callao

Analista Senior de Finanzas

Noviembre 2016 – A la Fecha

- Encargado de la elaboración y actualización de los modelos de valoración de la Compañía, evaluación de la estructura de capital y deuda así como la estimación del Presupuesto de la Empresa, además de elaborar los Business Case de las distintas iniciativas de inversión a ser expuestas en el Board. Entre otras labores se encuentran cumplir con funciones de Controlling, estimación del Cashflow, y presentaciones ante distintos shareholders.

Logros alcanzados:

- Valorización de la empresa
- Participación activa en la renegociación del contrato de concesión
- Elaboración de los presupuestos anuales de la compañía

Deloitte Corporate Finance

Consultor Financiero

Noviembre 2014 – Noviembre 2016

- Miembro del equipo de Finanzas Corporativas de Deloitte, realizando tareas de valorización de empresas (mediante metodologías de DCF y múltiplos comparables), revisión de flujos y proyecciones, determinación de tasas de descuento, análisis de situación, además de participar en procesos de M&A, así como labores de apoyo para la división de auditoría de la firma.

Logros alcanzados:

- Valorización de distintas empresas peruanas.
- Valorización de una OPA de una empresa eléctrica peruana

Pacific Credit Rating**Analista de Riesgos Financieros****Enero 2014 – Octubre 2014**

- Encargado de la elaboración de informes de clasificación de riesgos de los diversos instrumentos emitidos por empresas del mercado peruano, así como de la recomendación y sustentación de la respectiva clasificación.

Logros alcanzados:

- Realizar la emisión exitosa de más de 6 informes de clasificación de empresas de renombre nacional.

EDUCACIÓN**Universidad de Piura 2009 – 2013 (Lima – Perú)**

Administración de Empresas

OTROS ESTUDIOS

Diplomado en Finanzas Corporativas – Universidad de Piura.

Master en finanzas (en progreso) – Universidad ESAN

EXPERIENCIA DOCENTE

Jefe de prácticas durante 2 años de cursos de finanzas – Universidad de Piura

IDIOMAS

Inglés, dominio avanzado.

CONOCIMIENTOS DE INFORMÁTICA

Microsoft Office, Excel (avanzado)

LUIS ALBERTO NARRO LEÓN

Calle Santo Domingo #264, int. 401, Santiago de Surco – Lima | (51) 941 440 330

luis.narro1991@gmail.com , <https://www.linkedin.com/luis-narro-leon>

Abogado de la Universidad ESAN con maestría en Finanzas. Gestor de relaciones con inversionistas de capital emprendedor (venture capital) en Perú y América Latina. Formación profesional en derecho y finanzas, complementada con experiencia en gestión de proyectos y comunicación corporativa. Ha trabajado con el ecosistema de inversionistas en Perú a través de la Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (PECAP). Recientemente, participó en una delegación que aseguró S/ 70 millones para el primer fondo de fondos de capital emprendedor en Perú: Fondo de Capital para Emprendimientos Innovadores (FCEI).

EXPERIENCIA PROFESIONAL

PECAP

La Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (PECAP) es el gremio de inversionistas de capital semilla y emprendedor en Perú. El objetivo de la asociación es promover el crecimiento de la oferta de capital para emprendedores innovadores y tecnológicos. De esta manera, buscamos contribuir al aumento de la productividad y competitividad de Perú, y a la generación de empleo de calidad. Actualmente, PECAP cuenta con 30 miembros asociados y afiliados.

Operations Manager

(2018 – a la fecha)

- Encargado de la relación con inversionistas (redes de inversión ángel, aceleradoras, fondos de inversión, corporativos)
- Participación activa en los comités: políticas públicas, investigación de mercado y eventos (Perú Venture Capital Conference)
- Coordinador de actividades para inversionistas (PECAP Meetup, Track PECAP en PVCC)
- Responsable de la comunicación externa (prensa) e interna de la asociación ([PECAP Newsletter](#))
- Responsable de practicantes de investigación y marketing

Logros:

- Aliado técnico para asegurar S/ 70 millones para la implementación del Fondo de Capital para Emprendimientos Innovadores (fondo de fondos)
- 30 membresías para la asociación
- 12 reportes de capital emprendedor
- 6 eventos para inversionistas
- 4 convenios de colaboración (COFIDE, Innóvate Perú, BID y asociaciones VC en América Latina y Europa, y Swiss EP)
- +15 publicaciones en medios de comunicación (Gestión, Semana Económica, El Comercio, Contxto y otros)

Swiss EP

El Programa Suizo de Emprendimiento (Swiss EP) tiene como objetivo apoyar a desarrollar ecosistemas sólidos de emprendimiento en 7 países mediante asesoría estratégica y técnica a las organizaciones del ecosistema local. El objetivo final es que los emprendedores y las startups reciban servicios cada vez más adecuados para hacer crecer sus negocios y generar más y mejores empleos. Swiss EP opera en los siguientes 7 países: Albania, Bosnia-Herzegovina, Macedonia del Norte, Kosovo, Perú, Serbia y Vietnam. El programa es apoyado por la Cooperación Suiza- SECO e implementado por Swisscontact.

Program Officer/Ecosystem Facilitator**(2017 – a la fecha)**

- Coordinador de misiones de asistencia técnica en 4 ciudades de Perú para incubadoras, aceleradoras, redes de inversión ángel y fondos de capital emprendedor bajo la modalidad de consultores de corto plazo o Entrepreneur in Residence ([EIR](#));
- Responsable del contenido de misiones de asistencia técnica sobre capital emprendedor, mentoría y medios de comunicación;
- Responsable de la comunicación externa (prensa) e interna ([Swiss EP Newsletter](#))

Logros:

- 15 misiones de EIR de expertos internacionales de América del Norte, América Latina, Europa y Asia;

- +10 misiones de consultoría de corto plazo

COFIDE

COFIDE es el Banco de Desarrollo de Perú. Tiene como mandato general promover el acceso al financiamiento de la micro y pequeña empresa (MYPE) en el país. Dicho mandato, lo llevó a apoyar a la creación de instrumentos financieros que faciliten el acceso a financiamiento de emprendimientos innovadores y tecnológicos.

Analista/Practicante

(2015-2017)

Analista del proyecto de desarrollo de ecosistema financiado por COFIDE y BID LAB, y ejecutado por UTEC Ventures. Dentro de sus actividades se desarrolló el PVCC, Startup Grind, International Business Model Competition y Kickstart Perú;

Desarrollo de la investigación “[La promoción del capital emprendedor en Perú](#)”, asesorado por la Dra. Gianni Romaní Chocce, y que derivó en el “Fondo de Capital Emprendedor”, publicado en el Plan Nacional de Competitividad y Productividad en julio de 2019

Consultor/Evaluador

- Evaluador de startups en Startup Perú (7G y Reto Bio), Startup Chile, WexChange, Bioincuba, Telefónica Open Future, UCAL
- Consultor local– Evaluación de medio término de Swiss EP (2017)

EDUCACIÓN

ESAN (Perú) & Universitat Pompeu Fabra (Barcelona, España)

- Programa Dual Master en Finanzas (MSc)

ESAN (Perú) - 2015

- Abogado Titulado en Derecho Corporativo – Orden de mérito: 3 de 146 graduados

Educación adicional

Taller para Inversionistas Ángeles del IESE y PAD; Peer Exchange Meetup; Gestión de la Innovación por MASHAV; Taller para Profesionales del Ecosistema PRODEM; Analista de Inversiones por BURSEN.

IDIOMAS

- Español - Nativo
- Inglés – Avanzado (TOEFL IBT 113 & CAE Cambridge)

REFERENCIAS

- Teresa Widmer / teresa.widmer@swisscontact.org
- Charlotte Ducrot / charlotte.ducrot@swisscontact.org
- Aláin Elías / aaliasrm@pecap.pe o aaliasrm@gmail.com
- Greg Mitchell / gmitchell@angelventures.vc

MILOBAN A. PAREDES DERTEANO

Av. San Martín 625 dpto 703, Barranco – Lima | (51) 996-294-118

miloapd@gmail.com , <https://www.linkedin.com/in/milobanp/>

Economista de la Universidad del Pacífico con maestría en Finanzas, con experiencia a nivel gerencial, dirigiendo el área de finanzas de compañías líderes y pioneras en sus respectivos sectores. Con trayectoria en valoración de empresas, M&A, banca de inversión y mercado de capitales. Encargado de valorizar empresas que cotizan en bolsa en el Perú y en el extranjero; emitiendo reportes en el mercado en diferentes sectores, incluyendo mineras, industriales, petroleras, etc. Además, con experiencia en dos implementaciones de ERP SAP B1.

EXPERIENCIA PROFESIONAL

AVIVEL

www.avivel.com.pe

Segundo principal productor y comercializador de huevos de gallinas en el Perú. Además, Avivel produce huevo líquido, teniendo como clientes a las principales empresas de consumo masivo en el Perú. (+450 trabajadores).

Gerente de Finanzas

Noviembre 2013 – A la Fecha

- Administrar las áreas de finanzas, tesorería y contabilidad.
- Generar las estrategias de creación de valor y de generación de rentabilidad por el cash management en tesorería (Overnights, FM de muy corto plazo, FWD).
- Ser responsable de la negociación de las líneas de crédito con los bancos y búsqueda de financiamiento con inversionistas y Fondos de inversión.
- Crear modelos de factibilidad financiera de los proyectos de inversión o CAPEX de la empresa.
- Encargado de la emisión de reportes consolidados e indicadores para el directorio y los bancos (Business Intelligence, SAP)
- Administrar, monitorear y actualizar el presupuesto anual y mensual de la empresa.
- Armar las estrategias de cobertura, y trading de contratos futuros de maíz en la CBOT (Bolsa de Commodities de Chicago).

Logros alcanzados:

- Conseguir las estructuras para financiar el plan de automatización de la planta y de todo el proceso productivo, mejorando el margen bruto desde un 14% en 2014 a un 32% en 2018.
- Iniciativa y gestión al 100% para el otorgamiento por parte del Estado peruano, por intermedio de CONCYTEC, de un incentivo tributario (orientado a empresas que invierten en tecnología). Siendo la primera empresa del Perú en acogerse a este beneficio. Esto incrementó la rentabilidad de los proyectos.
- Creación de un programa de trading de contratos futuros de maíz usando opciones y acumuladores, mejorando la compra y el costo del insumo más importante.
- Adquisición de marcas y empresas menores.
- Creación de portafolio de inversión en la compañía utilizando lo generado en rentabilidad por las estrategias de cash management implementada en el área de tesorería.

GRUPO FORTE

www.forte.com.pe

Empresa líder y pionera en el sector de producción y comercialización de candados y cerraduras. Asimismo, participa en el segmento de metalurgia. (+300 trabajadores)

Gerente de Finanzas**Agosto 2010 – A octubre 2013**

- Administrar las áreas de finanzas, tesorería y contabilidad.
- Ser responsable de la negociación de las líneas de crédito con los bancos y búsqueda de financiamiento con inversionistas y Fondos de inversión.
- Administrar y monitorear el presupuesto anual, trimestral y mensual de la compañía.
- Encargado de la emisión de reportes e indicadores para el directorio, los accionistas y los bancos.

Logros alcanzados:

- Aumento del margen operativo en el 2011 y 2012 como consecuencia de la aplicación de un plan de reducción de “gastos ineficientes” que no generaban valor al negocio.
- Incremento de las líneas de crédito con los bancos en más de 100%.

KALLPA SECURITIES

www.kallpasab.com

Kallpa Securities Sociedad Agente de Bolsa. Se dedica a la compra/venta de instrumentos financieros (acciones, bonos, papeles comerciales, entre otros) en el mercado de valores peruano e internacional y a la banca de inversión en general.

Analista de Equity Research

Julio 2009 – Agosto 2010

- Valorización de empresas mineras, construyendo modelos para calcular el valor fundamental del precio de la acción de las mismas.
- Emisión de reportes (inglés/español) sobre la valorización de empresas que cotizan en bolsa (dichos reportes eran publicados en Bloomberg).
- Levantamiento de capital para empresas del sector minero e industrial.

Logros alcanzados:

- Valorización de todas las mineras con mayor marketcap que cotizan en la bolsa peruana.
- Obtención del ranking #1 (Ticker ANR Bloomberg) en cuanto a mejor recomendación por los reportes de Cerro Verde y Southern.

PRICEWATERHOUSECOOPERS

www.pwc.pe

PwC es la organización de servicios profesionales más grande del mundo. En el Perú, la fusión de Price Waterhouse y los representantes de Coopers & Lybrand, Hansen-Holm Alonso & Co. se llevó a cabo en abril del 2000, constituyendo, asimismo, la firma de profesionales más grande en el Perú.

Analista Deals & Corporate Finance

Enero 2008 – Julio 2009

- Valorización de empresas para M&A's (Fusiones y Adquisiciones), análisis, gestión y planificación financiera, proyectos de inversión para diferentes industrias.
- Programador de software financiero y gerencial. Pionero en PwC-Perú en crear y gestionar modelos para el cálculo de la NIC 41 (agricultura) y NiC 39 (derivados financieros) y modelos de normas IFRS.

Logros alcanzados:

- Valorizar empresas fuera del país (presencial).

CENTRO DE CONSULTORÍA DE LA UNIVERSIDAD DEL PACÍFICO (CCUP)

El Centro de Consultoría de la Universidad del Pacífico está encargado de gestionar proyectos de índole financiero, contable, de procesos, etc.; tanto a empresas privadas como al Estado.

Analista

Julio 2007 - Enero 2008

INTERNATIONALE NEDERLANDEN GROEP (ING) – ING FONDOS, LIMA PERÚ

Es una institución financiera de origen holandés que ofrece servicios de banca, seguros e inversiones. En 2008 ING contaba con más de 130.000 empleados y más de 85 millones de clientes. Opera en Australia, Canadá, EE. UU., Reino Unido, España y otras partes.

Analista trading

Agosto 2006 – julio 2007

EDUCACIÓN

Universidad Del Pacífico 2003 – 2008 (Lima – Perú)

Economía

REFERENCIAS

Adrian Barrios – Gerente Estratégico Grupo Ecoambiente

(EX VicePresident Consulting & Deals PricewaterhouseCoopers, Canada)

abarrios@grupoecoambiente.com

Telfs: Canadá +1 647 526-8181

Perú +511 9757-10501

Hugo Vecco Arze – Gerente General Veterquímica Perú S.A.C.

(Ex Gerente Comercial Grupo Forte)

hvecco@veterquimicaperu.com

Teléfono: (511) 348-2517

Cel: (+51) 994 789 171

OTROS ESTUDIOS

Negociación de Derivados de tipo de cambio e intereses cruzados, Bloomberg, período agosto 2008

Game theory – University of Tokyo 2015.

Mathematical methods for Quantitative Finance – University of Washington 2016.

EXPERIENCIA DOCENTE

Jefe de prácticas durante 2 años del curso decisiones de inversión – Universidad del Pacífico

IDIOMAS

Inglés, dominio avanzado (TOEIC aprobado nivel avanzado - válido hasta 2023).

Japonés intermedio (hiragana y katakana completo, Kanjis intermedio).

CONOCIMIENTOS DE INFORMÁTICA

Microsoft Office, Excel y Macros (avanzado)

SAP: Módulo FI nivel avanzado. (Experiencia en dos implementaciones SAP B1)

Oracle ERP Cloud: Nivel intermedio

Programación: HTML5, Python (intermedio), Visual Basic

DATOS PERSONALES

Lima, peruano, 33 años (soltero), aficionado a los idiomas, programación y a los MOOC (Masive open online Course).

Creador del Blog El Ninja Financiero www.elninjafinanciero.com y entusiasta en temas de inversiones.

RESUMEN EJECUTIVO

El crecimiento del mercado de capital emprendedor (venture capital) en Perú incrementa la necesidad de la sofisticación de herramientas financieras para garantizar la profesionalización de las decisiones de inversión. En esta investigación, se propone el cálculo de la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú a partir de la identificación de las principales variables que determinan dicha probabilidad.

A través de un enfoque cuantitativo y de tipo inductivo, se analizó la importancia de una serie de variables a través de la construcción de un modelo PROBIT. Una vez identificadas las variables y la probabilidad de éxito, se procedió a aplicar esta probabilidad en la valorización de dos (2) startups en Perú mediante el método “Venture Capital” modificado.

Al finalizar el presente estudio, se obtuvo que las variables más relevantes para determinar el éxito de un startup son: número de trabajadores, dedicación a tiempo completo de un líder de tecnología (CTO), valoración pre-money y si el startup ganó Startup Perú. Mientras que la probabilidad de supervivencia se encuentra en un 78.38%. Esperamos que este trabajo de investigación sea un estímulo para futuras evaluaciones sobre la probabilidad de éxito de los startup y su aplicación a la valorización de este tipo de negocios.

CAPÍTULO I – INTRODUCCION

El mundo se encuentra en un acelerado proceso de creación de nuevos bienes, servicios y tecnologías; los cuales son desarrollados en muchas ocasiones por compañías en etapa temprana. Estos emprendedores se ven ante la limitante de poder contar con el financiamiento necesario para impulsar sus proyectos. En este marco, se han creado una serie de mecanismos alternativos que atienden la brecha de financiamiento de empresas en etapa temprana (startups).

Así lo señaló el Banco Mundial, institución que indica que, a pesar de la gran cantidad de Micro y Pequeñas Empresas (MYPEs) operando en los mercados en vías de desarrollo, la oferta de capital emprendedor para startups es aún reducida y fragmentada (Divakaran, McGinnis, & Shariff, 2014, pág. 5). También, señalan que la brecha en la oferta de capital resulta problemática porque impide que inversionistas experimentados aporten conocimientos y contactos a los emprendedores (Divakaran, McGinnis, & Shariff, 2014, pág. 6).

A nivel de América Latina, la organización que agrupa la mayor cantidad de información sobre el capital emprendedor es la *Latin American Venture Capital and Private Equity Association* (LAVCA). De acuerdo al reporte LAVCA 2011-2015, en Perú se realizaron inversiones por un total de US\$ 33M que representan el 1.6% del total de inversiones en la región (US\$ 2,074M), y que solo existen 4 fondos de capital emprendedor, representantes del 0.6% del total de fondos en la región (667 fondos) (LAVCA, 2016, pág. 9).

Complementario a lo anterior, la Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (PECAP) señaló que el mercado local aún se encuentra en etapa temprana, en donde los principales inversionistas son aceleradoras, inversionistas ángeles y fondos de micro capital emprendedor. En este sentido, PECAP señala que entre 2016 y el tercer trimestre de 2019 se invirtieron US\$ 33.2M a través de 97 operaciones en startups peruanas (PECAP, PECAP, 2019).

De la misma manera, en el marco del proyecto “Fondo de Capital de Emprendimientos Innovadores (FCEI)”, PECAP calculó una brecha en la oferta de capital emprendedor equivalente a US\$ 145M entre los años 2019-2022 debido, principalmente, a la maduración de startups locales que requerirán rondas de

crecimiento para financiar su expansión nacional e internacional (PECAP, PECAP, 2019). En este marco, el FCEI ha sido incluido en el recientemente publicado “Plan Nacional de Competitividad y Productividad”, aprobado por Decreto Supremo N° 237-2019-MEF en julio de 2019.

Por lo anterior, se puede observar que existe un dinamismo creciente en las inversiones en capital emprendedor (también conocido como “Venture Capital” o “VC”). El incremento de las inversiones y la posibilidad de involucrar actores más sofisticados en el mercado (fondos de capital emprendedor locales o extranjeros) representa una oportunidad para profesionalizar los aspectos técnicos de la inversión en startups. En esta investigación, buscaremos atender aquellos aspectos relacionados a la valorización de startups, en específico, a través del cálculo de la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú. Esta variable es un insumo para el método de valorización “Venture Capital”, el cual es una de las metodologías más utilizadas para valorizar startups ante la ausencia de información histórica de este tipo de compañías.

CAPÍTULO II – GENERALIDADES

2.1 Objetivos

Principal:

- Identificar y analizar las principales variables que determinan la probabilidad de éxito de un startup en Perú
- Calcular la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú.

Secundarios:

- Aplicar la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú al método de valorización “Venture Capital” modificado.
- Contribuir al desarrollo de nuevas investigaciones sobre valorización de startups en Perú.

2.2 Justificación

Como se mencionó anteriormente, el capital emprendedor en Perú ha tenido un dinamismo importante en los últimos años. El mercado ha sido impulsado principalmente por el sector privado, cuyos actores principales incluyen a los inversionistas ángeles, aceleradoras y fondos de micro VC. Complementario al sector privado, el Estado peruano, principalmente a través del Programa Nacional de Innovación para la Competitividad y Productividad (Innovate Perú) del Ministerio de la Producción, ha impulsado una serie de medidas a favor de la generación de emprendimientos innovadores y tecnológicos, y, además, la promoción de las organizaciones de soporte de aquellos emprendedores, incluyendo incubadoras, aceleradoras, redes de inversión ángel, fondos de capital emprendedor, entre otros.

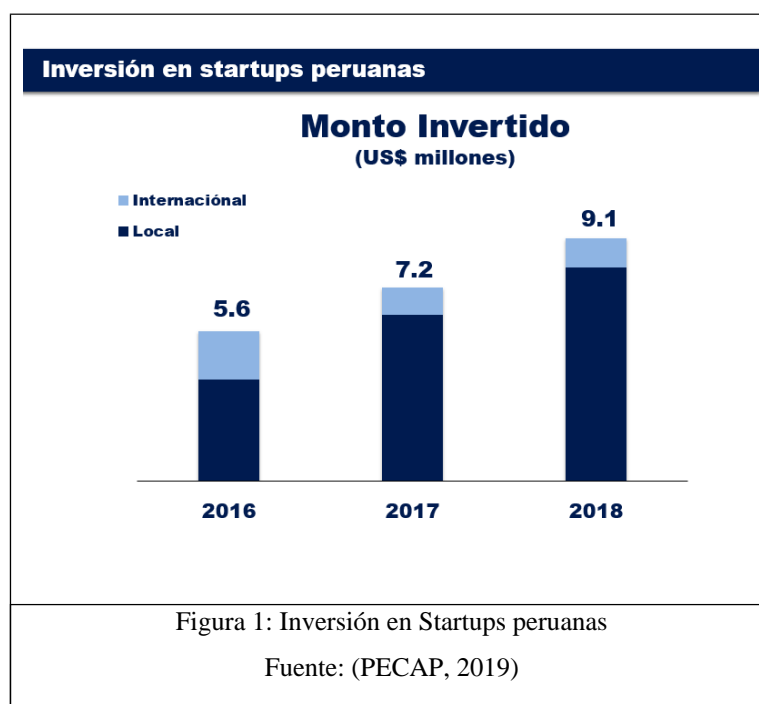
La data disponible sobre inversiones en capital emprendedor en Perú inició a ser recolectada por PECAP en el año 2016. Previo a esta fecha, las inversiones eran mínimas o eran realizadas en estricta confidencialidad. De esta manera, en el periodo 2016-2018, PECAP destacó lo siguiente respecto al mercado de capital emprendedor peruano (PECAP, El mercado de capital emprendedor en Perú 2016-2018, 2019):

- **Crecimiento impulsado por el mercado.** A diferencia de sus pares en la Alianza del Pacífico, el mercado peruano no ha sido impulsado directamente por el Estado por iniciativas directas (ejemplo: fondo de fondos o incentivos

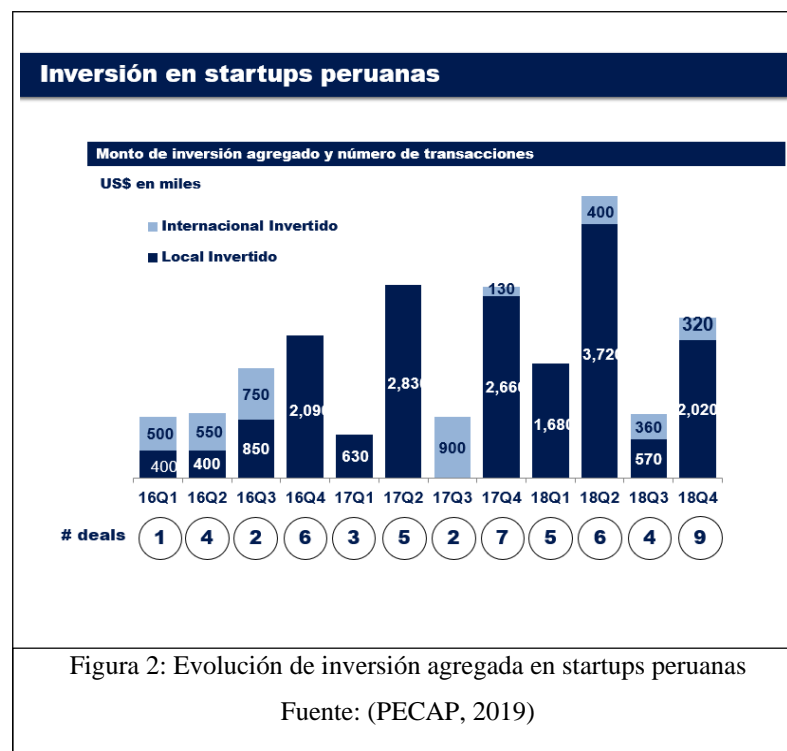
tributarios). A pesar de ello, se ha reportado US\$ 21.8M invertidos en 54 startups peruanas;

- **Presencia de oferta local en etapa semilla.** A medida que se desarrolló el mercado, la inversión local empezó a superar a la inversión extranjera que era mayor en los primeros años del ecosistema.
- **Sectores invertidos.** La mayoría de las inversiones en startups peruanas se realizaron en: (i) *fintech*; (ii) comercio electrónico y (iii) logística y transportes. No obstante, destaca el crecimiento de sectores como salud, agricultura (*agritech*) y educación (*edtech*) en donde Perú podría beneficiarse de la innovación para atender problemas sociales y ventajas comparativas;
- **Inversión ángel como principal actor.** La inversión ángel fue la principal fuente de capital emprendedor en Perú representando 52% del monto invertido entre 2016 y 2018;
- **Inversión en capital social (*equity*).** La inversión en acciones comunes ha sido el principal instrumento de inversión en el mercado local.

A continuación, la figura 1 refleja el crecimiento de la inversión en capital emprendedor entre los años 2016 y 2018:



Además, en la figura 2, se evidencia el crecimiento de la oferta local de capital emprendedor comparada a la inversión de fuente extranjera:



Complementario a lo anterior, PECAP se encuentra elaborando el reporte sobre inversiones en capital emprendedor para el año 2019 (aún no se ha publicado). No obstante, la asociación ha compartido parte de los puntos destacados para las inversiones en 2019 (PECAP, Reporte "Inversiones de capital emprendedor 2019", 2020):

- **Crecimiento en inversiones.** En el 2019, se reportaron US\$ 15M invertidos en startups peruanas, lo cual representa un crecimiento de 71% más que el año 2018. Destacan las transacciones de startups como Crehana e Independencia, que podrían ser calificadas como Serie A;
- **Mayor participación de fondos de inversión de fuente extranjera.** Dado el mayor tamaño de las rondas de inversión y ante la ausencia de fondos de capital emprendedor en Perú, los startups levantaron capital de fondos de capital emprendedor extranjeros. De esta manera, los fondos de inversión se convierten en el tipo de inversor más representativo del mercado peruano;

- **Inversiones en el extranjero.** La maduración de ecosistemas en América Latina y la cercanía con los países de la Alianza del Pacífico, hace que los inversionistas peruanos también empiecen a participar en rondas de startups en el extranjero. Los principales destinos son Colombia y Chile;

Por otro lado, el crecimiento del sector privado se ha visto complementado por el sector público, principalmente por Innóvate Perú y COFIDE. En cuanto a Innóvate Perú, esta iniciativa ha financiado más de 500 startups desde el año 2014, el cual resulta significativo como flujo de negocios (*deal flow*) para inversionistas en Perú. Además de su apoyo a emprendedores, Innóvate Perú ha financiado el inicio de operaciones de más de 24 incubadoras y aceleradoras de negocio, 3 redes de inversión ángel y recientemente adjudicó fondos no reembolsables por S/ 1.3M a un fondo de capital emprendedor para financiar sus operaciones por un periodo de 4 años. Lo anterior, resulta una evidencia de la creciente importancia que la innovación está teniendo en el sector público; en donde, de acuerdo a Innóvate Perú, el Estado solo invierte 0.12% del PBI, cifra muy por debajo del 1% promedio de la región y 5% de países líderes de innovación y tecnología.

En cuanto a la participación de COFIDE, en el año 2020 se concretó el primer hito para la promoción directa del capital emprendedor por parte del Estado peruano. Como fue mencionado anteriormente, en el Plan Nacional de Competitividad y Productividad se incluyó un fondo de fondos que será administrado por COFIDE, en calidad de fideicomitente, y que buscará invertir en fondos de capital emprendedor locales para que, a su vez, inviertan en startups peruanas. Precisamente, el 24 de enero del 2020, se publicó el Decreto de Urgencia 013-2020, “Decreto de Urgencia que promueve el financiamiento de la MIPYME, emprendimientos y startups”, en cuyo título V se destinan S/ 70M (equivalente a alrededor de US\$ 20M) para la constitución de un fondo de fondos que invertirá en fondos de capital emprendedor peruanos (PECAP, PECAP, 2019) (Mitchell, 2019). Esto último representa una oportunidad de consolidar la creación de fondos de capital emprendedor locales que participen en las rondas de inversión de startups que, hoy en día, se están financiando por capital de fuente extranjera.

En atención al crecimiento del mercado y al impulso del sector público, resulta oportuno generar herramientas que profesionalicen las inversiones en capital

emprendedor en Perú. Para ello, la presente investigación estará enfocada en generar información relevante para la valorización de startups en Perú a través del método Venture Capital.

2.3 Viabilidad

La presente investigación resulta viable por el acceso a fuentes primarias y secundarias. En primer lugar, dentro de las fuentes primarias se incluyen (i) la base de datos de inversiones en startups peruanas de PECAP; y (ii) la información de los prospectos de inversión que presentaron los startups ante los inversionistas parte de PECAP. En el primer caso, PECAP es la principal fuente de información sobre inversiones de capital emprendedor en Perú, incluyendo a 17 organizaciones inversionistas en capital emprendedor como aceleradoras de negocio, redes de inversión ángel, fondos de capital emprendedor, fondos de capital emprendedor corporativo y constructores de empresas (*venture builders*). En el segundo caso, PECAP también tiene acceso a información no sistematizada sobre prospectos de inversión de startups levantando capital a través de sus miembros. El grupo de investigación sistematizará esta información en una base de datos que será utilizada en la presente y luego será cedida a la asociación para usos futuros.

En cuanto a las fuentes de información secundaria, se han identificado diferentes fuentes sobre definiciones relevantes y métodos de valorización de startups. De la misma manera, se tiene acceso a modelos estadísticos que nos permitirán diseñar un modelo que evalúe la influencia diferentes factores en la probabilidad de éxito de un startup en Perú. Más adelante, comentaremos también sobre el uso de algoritmos de Machine Learning para una mejor evaluación sobre la significancia de las variables y, en última instancia, el cálculo de la probabilidad de éxito.

2.4 Hipótesis de variables que influyen en la probabilidad de éxito de un startup

En la presente investigación se desarrollará un modelo que medirá el efecto de una serie de elementos en la probabilidad de éxito de un startup en Perú. Como primer paso, procederemos a realizar diferentes hipótesis respecto a cuán influyentes serán ciertas variables en dicha probabilidad de éxito, según sea (i) no influyente; (ii) influyente; (iii) muy influyente:

Hipótesis general

Consideramos que existen una serie de variables que influyen en la probabilidad de éxito de un startup en Perú. En este punto, es importante señalar que se utilizará un modelo PROBIT, cuyos detalles están explicados en el capítulo 3 del presente documento. A continuación, la ecuación inicial del modelo:

$$P(Y=1|X) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8)}$$

Sobre esta base, calificaremos la significancia de cada variable independiente (X_n) en la variable dependiente (probabilidad de éxito de un startup en Perú). Al ser un modelo PROBIT, la variable dependiente estará definida como “1=es exitosa”(sigue operando al momento de tomar la data) y “0=no es exitosa” (ya no se encuentra operando al momento de tomar la data). Vale precisar, que para efectos de la presente investigación el éxito estará definido por la supervivencia del startup; es decir, si se mantiene operativa o no en dicho periodo.

A continuación, en la tabla 1, procedemos a definir las variables y sus valores:

Variable	Descripción	Valor de la variable
Y	Éxito (o supervivencia) del startup	1 = sigue operando 0 = Quebró
X₁	Inversión de aceleradora	1 = Recibió inversión 0 = No recibió inversión
X₂	Ganador de Startup Perú	1 = Ganó 0 = No ganó
X₃	Inversión de fondos de capital emprendedor	1 = Recibió inversión 0 = No recibió inversión
X₄	Inversión de corporativo	1 = Recibió inversión 0 = No recibió inversión
X₅	Inversión de fuente internacional	1 = Recibió inversión 0 = No recibió inversión
X₆	Cantidad de trabajadores	Variable flotante

X₇	CTO (<i>Chief Technology Officer</i>) a tiempo completo	1 = Cuenta con CTO a tiempo completo. 0 = No cuenta con CTO a tiempo completo.
X₈	Valorización pre-money	Variable flotante
Tabla 1: Definición de variables Fuente: Elaboración propia		

En la tabla 2, procedemos a calificar la significancia de cada variable en base a hipótesis específicas:

Variable	Hipótesis específica
Y	La variable dependiente estará definida como el éxito de un startup; es decir, si sobrevive o no en un periodo de 5 años
X₁	La inversión de una aceleradora de negocios es influyente porque financian los primeros años de operación de un startup
X₂	El acceso a recursos públicos no reembolsables (<i>grants</i>) como Startup Perú es influyente porque son recursos que financian los primeros años de operación de un startup
X₃	La inversión de un fondo de capital emprendedor (<i>venture capital</i>) es influyente porque es un indicador de la sofisticación del negocio y de sus fundadores
X₄	La inversión de un corporativo es influyente porque es un indicador de la sofisticación del negocio y de sus fundadores
X₅	Haber recibido inversión extranjera es influyente porque es un indicador de la madurez del startup y una validación del equipo y modelo de negocio
X₆	La cantidad de trabajadores es influyente debido a que es un indicador de madurez de la empresa
X₇	Contar con un líder de tecnología (<i>Chief Technology Officer</i>) a tiempo completo es muy influyente debido a que permite que el negocio desarrolle una barrera de entrada por el uso de tecnología;
X₈	Valorización (pre-money) al levantar capital es muy influyente debido a que influye en la decisión de los inversionistas
Tabla 2: Planteamiento de hipótesis Fuente: Elaboración propia	

En el modelo estadístico, la influencia de cada elemento en la variable dependiente se determinará por un valor p-value menor a 5%, lo cual permitirá rechazar la hipótesis nula.

CAPÍTULO III – MARCO CONCEPTUAL

A fin de definir el ámbito de aplicación de la presente, es importante definir los conceptos teóricos relacionados al tema de investigación. A continuación, proponemos una definición de startup, presentamos los elementos del ecosistema de emprendimiento, hacemos énfasis en la evaluación de impacto de Startup Perú, presentamos las alternativas de financiamiento existentes para startups y analizamos las metodologías de valorización de startups.

3.1 Definición de startup

La definición de startup en Perú aún está en proceso de consolidación; principalmente, porque tiende a asociarse con empresas de tecnología maduras como Google, Netflix, Uber, Apple, entre otras similares. Además, tiende a distanciarse de la clasificación de Micro y Pequeña Empresa (MYPE) en Perú basado en razones cualitativas sobre el giro del negocio (por ejemplo, startup es una compañía basada en el uso de la tecnología, mientras una compañía en etapa temprana sin uso de tecnología no es startup). Ante esta situación, resulta importante revisar definiciones de startup en el mercado, la academia, organizaciones internacionales y organizaciones locales que permitan tener una perspectiva más amplia y que permitan delimitar las características de los startups que serán objeto de estudio en la presente.

En primer lugar, uno de los referentes de startups tecnológicas a nivel mundial es Steve Blank, autor de “*The Four Steps of Epiphany*” y uno los pioneros de metodologías ágiles como “lean startup”. Para Blank, un startup es “una organización temporal en búsqueda de un modelo de negocio escalable y replicable” (Blank). En esta definición, Blank destaca la escalabilidad como un elemento crítico de un startup. Ante lo amplio de la definición, se podría inferir que la escalabilidad del negocio podría estar dado por la tecnología, innovación o, incluso, elementos más subjetivos como el equipo y *timing* del negocio.

De la misma manera, Osterwalder y Pigneur clasifican a los startups en: i) *Salary-substitute firms*; ii) *Lifestyle firms*; y, iii) *Entrepreneurial firm* (Osterwalder & Pigneur, 2009, pág. 17). Las primeras, son aquellas ideas de negocio cuyo horizonte es de corto plazo y cuyo objetivo principal es convertirse en la fuente sustituta de ingresos del emprendedor. Las segundas, son aquellas compañías donde el emprendedor sigue un estilo de vida particular y genera ingresos como consecuencia de realizar una actividad

empresarial asociado a dicho estilo. Finalmente, las terceras son aquellas compañías con innovación en productos o servicios, cuya propuesta de valor es maximizada por un grupo de clientes. Precisamente, este último tipo son los startups objeto de estudio, pues son compañías jóvenes creadas para ser de rápido escalamiento por la innovación que integran.

Otra fuente importante para entender la definición de startup son los profesores Gompers y Lerner, quienes fueron los primeros en desarrollar una línea de investigación en capital emprendedor en Estados Unidos. Para estos autores, las empresas objeto de inversión de fondos de capital emprendedor son empresas pequeñas y jóvenes, con altos niveles de incertidumbre y asimetría de la información. De igual manera, precisan que estas operarán en industrias de rápido crecimiento y que contarán con reducidos activos (Gompers & Lerner, 2001, pág. 145). En el caso de estos autores, resalta el componente de incertidumbre y asimetría de la información, elementos que son críticos desde la visión del inversionista.

En el plano internacional, la Fundación Kauffman, una de las organizaciones que generan mayor conocimiento sobre el capital emprendedor, define a los startups de rápido crecimiento en base a dos criterios; por un lado, atendiendo a sus atributos y, por otro lado, a ciertas métricas de rendimiento (Kauffman Foundation, 2016, p. 1). En cuanto a los atributos, la fundación destaca que se evaluaría el monto de capital levantado y la participación del startup en programas de aceleración; es decir, se clasificaría como startup a aquellas que cumplen con haber levantado montos importantes de capital y por haber pasado por programas de aceleración. Por otro lado, respecto a las métricas de rendimiento, se hace énfasis en el crecimiento de los ingresos, el empleo generado y la estrategia de desinversión (exit); características de alta importancia para el inversionista, debido a que el retorno sobre la inversión está, en la mayoría de las veces, condicionado a la venta de su participación en el startup.

En la misma línea, la Corporación Andina de Fomento (CAF) señala que los startups son iniciativas empresariales con alto potencial de crecimiento, a escala regional o global, y que se caracterizan, en América Latina, por alcanzar ventas de al menos US\$ 100,000 en el primer año; tasas anuales de crecimiento de al menos 35%; clara voluntad de acumulación; alto grado de diferenciación e innovación; y, el potencial de convertirse en al menos una mediana empresa (Hidalgo, Kamiya, & Reyes,

2014, pág. 13). En esta definición, también resalta la escalabilidad como el elemento característico de los startups.

Complementario a lo anterior, se revisará la definición de startups señalada en el concurso “Startup Perú” de Innóvate Perú, dirigido a brindar recursos no reembolsables a compañías en etapa temprana. A 2019, Startup Perú es la principal fuente de recursos monetarios para startups, habiendo financiado más de 500 compañías en etapa temprana. A la fecha, Startup Perú cuenta con dos tipos de concursos para diferentes etapas de las compañías (PRODUCE, 2019).

En el primer concurso, denominado “Emprendimiento innovadores”, las compañías beneficiarias son empresas con menos de 5 años de inscripción en el Registro Único de Contribuyentes (RUC) que “buscan validar y comercializar un modelo de negocio innovador o uno basado en innovaciones de producto, proceso, servicio o forma de comercialización, los mismos que deberán contar con un Producto Mínimo Viable (PMV) desarrollado y con tracción que demuestre la validación del producto/servicio por el mercado. Dichas innovaciones constituirán factores diferenciadores que le otorguen al emprendimiento potencial de alto impacto”.

En el segundo concurso, denominado “Emprendimientos dinámicos”, se establece un mínimo de ventas de S/ 120,000 a 2018 y un mínimo en la inscripción del RUC de 1 año y establecen algunos criterios más específicos como que “deberá diferenciarse claramente de lo que ya existe en el segmento del mercado al cual se dirige; y presentar métricas comprobadas de tracción en términos de recompra, crecimiento de ventas, crecimiento de usuarios, inversión privada, entre otros”.

Nuevamente, en las definiciones de Startup Perú se puede observar que, a diferentes niveles, el concurso busca beneficiar a las compañías escalables, el mismo que estará basado en innovación o tecnología. Esta definición es relevante para el contexto local por la influencia que ha tenido Startup Perú e Innóvate Perú en financiar tanto startups como organizaciones de soporte del ecosistema.

Finalmente, es necesario revisar la definición de MYPE señalada en la Ley 28015 “Ley de promoción y formalización de la micro y pequeña empresa” y su Reglamento aprobado por Decreto Supremo 008-2008-TR. De acuerdo con el artículo 3 de la Ley y el artículo 2 de su Reglamento, una Microempresa es aquella que no tiene más de 10

empleados, sin incluir al propietario, cuyas ventas anuales serán por un monto máximo de 150 UIT¹ y cuyo total de activos no superará al equivalente de US\$ 20,000², excluyendo a los bienes inmuebles. La misma base legal define a la Pequeña Empresa como aquella que no tendrá más de 100 empleados, sin incluir al propietario y cuyas ventas anuales serán por un monto máximo de 1,700 UIT. Las características establecidas por la ley peruana serán consideradas también para la delimitación de los startups objeto de estudio de la presente.

En base a lo anterior y para efectos de la presente investigación, **los startups serán definidos como MYPEs, con potencial escalamiento y basados en una propuesta de valor tecnológica o innovadora.** De la misma manera, como se detallará más adelante, los startups objeto de estudio también serán parte del ecosistema de emprendimiento peruano.

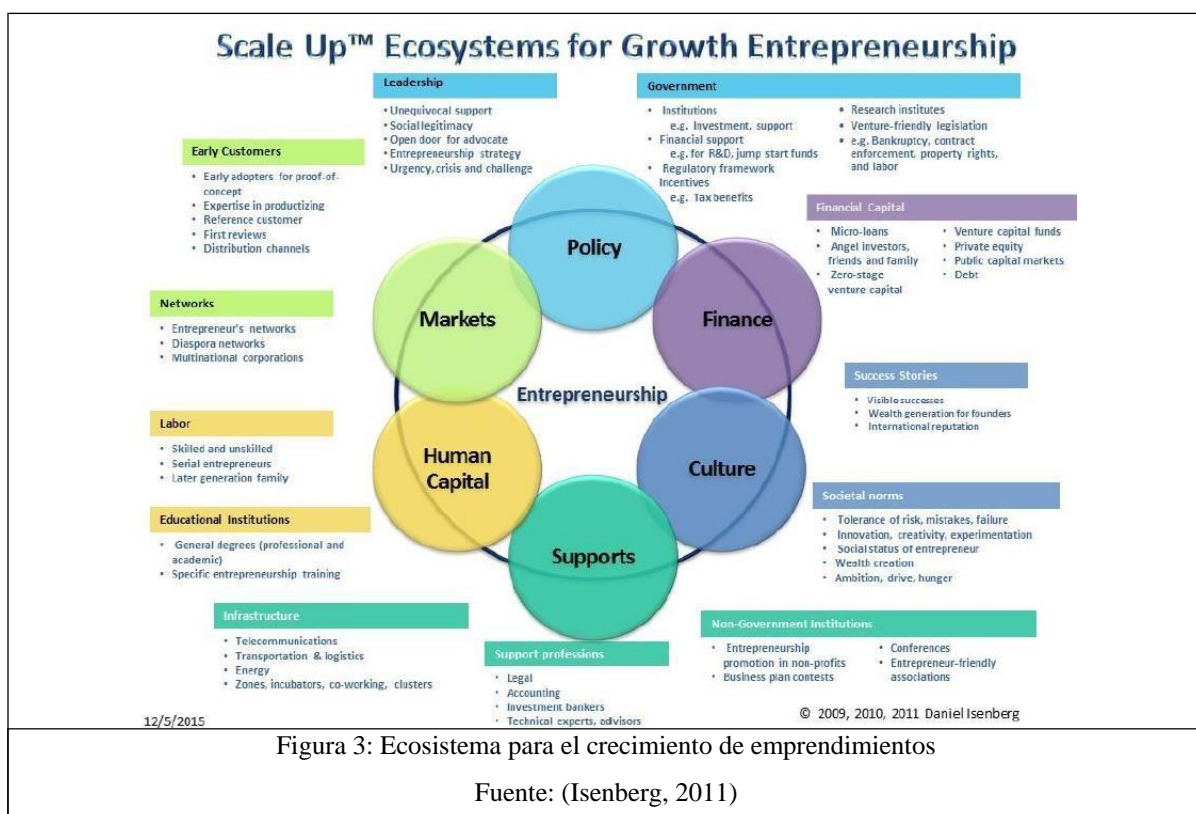
3.2 El ecosistema de emprendimiento

La CAF define al ecosistema de emprendimiento como un conjunto interrelacionado de elementos que permitirán crear un entorno favorable al crecimiento y expansión acelerado de empresas (Hidalgo, Kamiya, & Reyes, 2014, pág. 11). De la misma manera, esta institución señala que, de acuerdo a Isenberg (2011), del *Babson Entrepreneurship Ecosystem Project*, el ecosistema de emprendimiento estará conformado por los siguientes componentes: liderazgo, gobierno, cultura, casos de éxito, capital humano, capital financiero, organizaciones emprendedoras, educación, infraestructura, clústeres, redes de personas, servicios de apoyo y clientes (Hidalgo, Kamiya, & Reyes, 2014, pág. 17).

No obstante, una fuente distinta a la anterior, indica que este mismo autor reconoce que los elementos del ecosistema de emprendimiento dinámico incluirían a los mercados, la política, las finanzas, la cultura, instituciones de soporte, capital humano y mercado, de acuerdo a la siguiente Figura 3:

¹ A la fecha de publicación, la Unidad Impositiva Tributaria (UIT) es equivalente a S/ 4,300

² SBS Resoluciones 897-94 y 259-95



Por otro lado, el FOMIN señala que el ecosistema de emprendimiento está compuesto por un conjunto de instituciones que actúan entre sí en pro de la promoción, asistencia y desarrollo de nuevos proyectos empresariales o de reciente creación (FOMIN, 2016, pág. 19). Respecto a las organizaciones que compondrían al ecosistema, señala que estas se pueden clasificar según su concepción (públicas, privadas, mixtas y de organismos de cooperación internacional) o según la relación con los emprendedores y el servicio prestado (promoción y difusión del emprendimiento, aceleración, financiación, asistencia técnica y consultoría) (FOMIN, El ecosistema peruano de emprendimiento dinámico: señales para el optimismo y áreas de mejora 2015, 19). Finalmente, se hace referencia a los agentes públicos que actuarían de forma indirecta sobre el emprendimiento, los mismos que también podrían tener un rol directo como financiadores (FOMIN, El ecosistema peruano de emprendimiento dinámico: señales para el optimismo y áreas de mejora 2015, 19).

Similar a lo anterior, en un reporte elaborado para el FOMIN sobre las mejores prácticas en la creación de un ecosistema de capital de riesgo, se señalan que los elementos que conformarían dicho ecosistema, incluyen plataformas de comunidad, capital humano, recursos financieros para empresas en etapas tempranas, servicios de

soporte y tecnología, oferta de *coaching*, entrenamiento y soporte a emprendedores, aspectos legales y regulatorios, e investigación, desarrollo e innovación (Leamon, Lerner, & García-Robles, 2013, p. 37).

En el mismo sentido, haciendo referencia a los factores que afectaban al ecosistema de emprendimiento para la implementación de un fondo capital de riesgo en Uruguay, un documento elaborado por el BID identifica que dentro de estos se encuentran: la cultura, las condiciones socioeconómicas, el sistema educativo, el tejido institucional, el capital humano, el capital social, el financiamiento, y las normas y regulaciones (BID, 2012, pág. 1).

En línea con lo anterior, el Programa de Desarrollo Emprendedor (PRODEM), identifica las siguientes diez (10) dimensiones que influirían en la cantidad y calidad de nuevas empresas creadas en el ecosistema de emprendimiento en América Latina: capital humano emprendedor, cultura, condiciones sociales, sistema educativo, condiciones de la demanda, estructura empresarial, plataforma de ciencia y tecnología para la innovación, financiamiento, capital social y políticas y regulaciones (Kantis, Federico, & Ibarra García, 2014, págs. 24-26).

De esta manera, el ecosistema de emprendimiento será definido como el conjunto de dimensiones necesarias para el surgimiento de una mayor masa crítica de emprendimientos dinámicos (Hidalgo, Kamiya, & Reyes, 2014, págs. 11, 17) (BID, 2012, pág. 1) (FOMIN, 2016, pág. 19) incluyendo al capital humano emprendedor, la cultura, las condiciones sociales, el sistema educativo, las condiciones de la demanda, la estructura empresarial, una plataforma de ciencia y tecnología para la innovación, el financiamiento, el capital social, y las políticas y regulaciones (Kantis, Federico, & Ibarra García, 2014, págs. 24-26). De esta manera, se considerarán las dimensiones del ecosistema establecidas por el PRODEM en base a su especialidad de estudio del caso latinoamericano, haciendo especial énfasis en aquella vinculada al financiamiento.

Finalmente, en la figura 4, se presenta un cuadro elaborado por el Programa Suizo de Emprendimiento (Swiss EP) en donde se identifican los principales actores que integran el ecosistema emprendedor en Perú:



Figura 4: Principales actores en el ecosistema emprendedor peruano

Fuente: (Programa Suizo de Emprendimiento- Swiss EP, 2019)

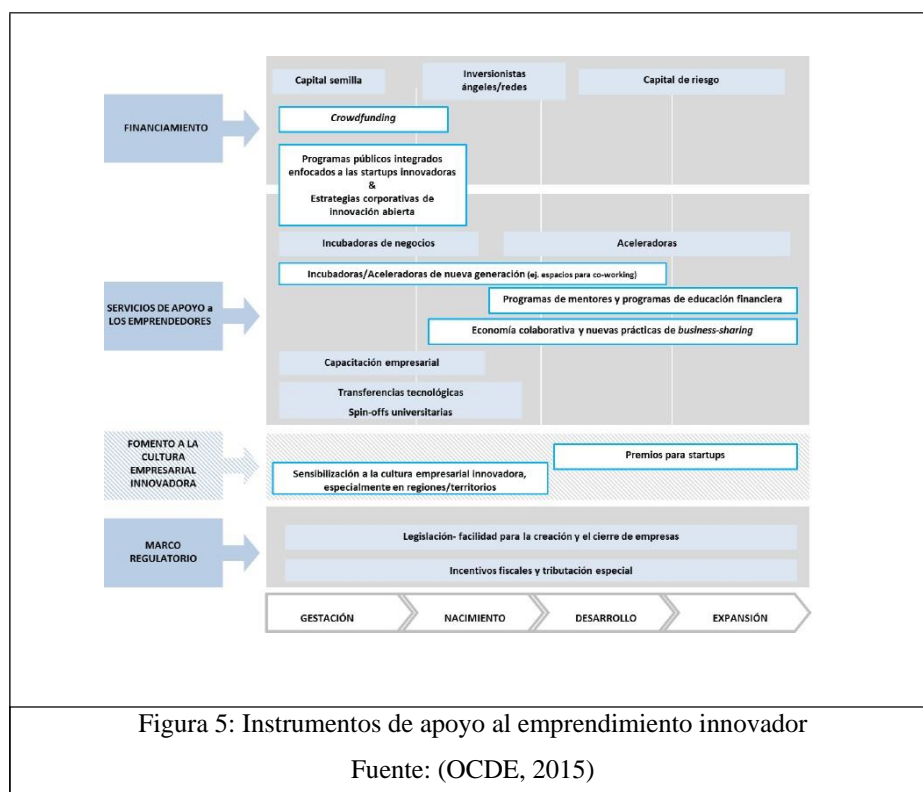
En base a lo anterior, se puede observar que existe una serie de organizaciones de soporte de servicios, programas, financiamiento y otros similares que apoyan a la generación de emprendimientos innovadores. Para efectos de la presente investigación, la definición de startup señalada en el acápite anterior será complementada por la pertenencia del startup al ecosistema emprendedor; es decir, que esté vinculada a alguna de las organizaciones del ecosistema. En el caso particular, los startups objeto de estudio serán aquellos que están buscando inversionistas vinculados a PECAP.

3.3 Fuentes de financiamiento para startups

La premisa detrás del financiamiento de startups es que se encuentran en un dilema entre la necesidad de capital y la ausencia de financiamiento por el estado temprano del negocio. Para aliviar esta situación, se han desarrollado una serie de fuentes alternativas que brindan capital para startups, incluyendo plataformas de crowdfunding, aceleradoras de negocio, inversionistas ángel, fondos de capital emprendedor y fondos de capital emprendedor corporativo.

Para una mejor visualización de las alternativas de financiamiento, se revisarán una serie de figuras que representan el ciclo de inversión de startups. En la figura 5, elaborada por el Centro de Desarrollo de la OCDE, se visualiza las alternativas de financiamiento existentes, así como su asociación con la etapa de la compañía: gestación, nacimiento, desarrollo y expansión. Adicional a los mecanismos de

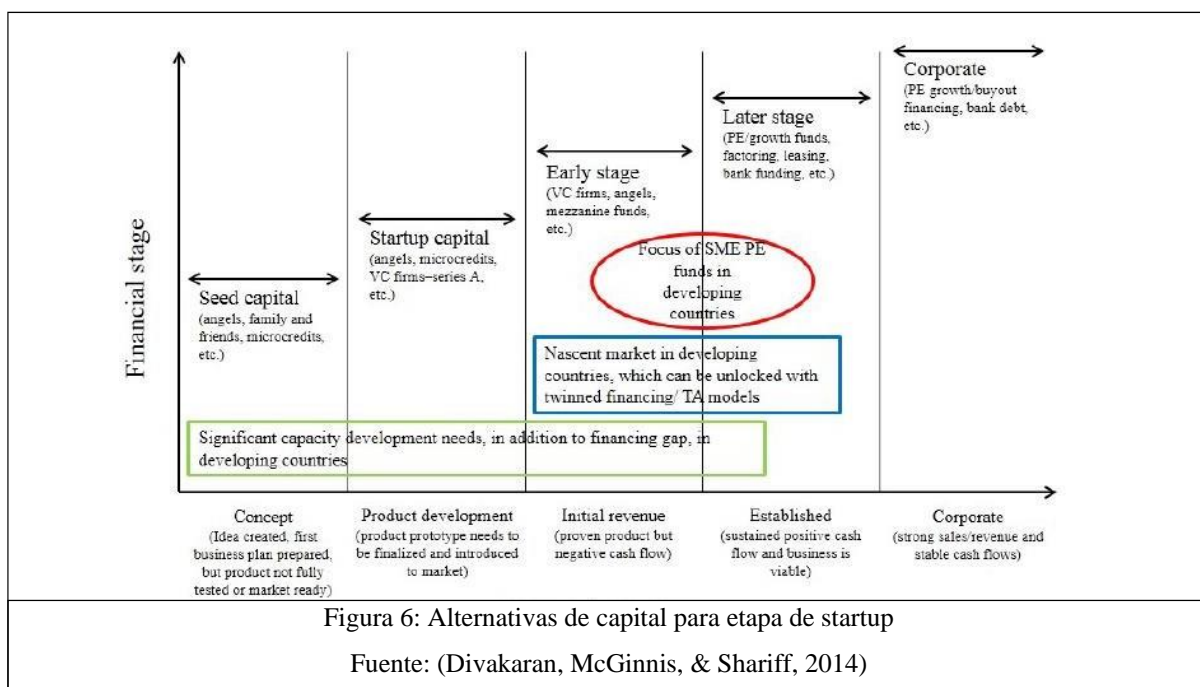
financiamiento, se puede observar los servicios complementarios y actores vinculados al proceso de crecimiento de startups.



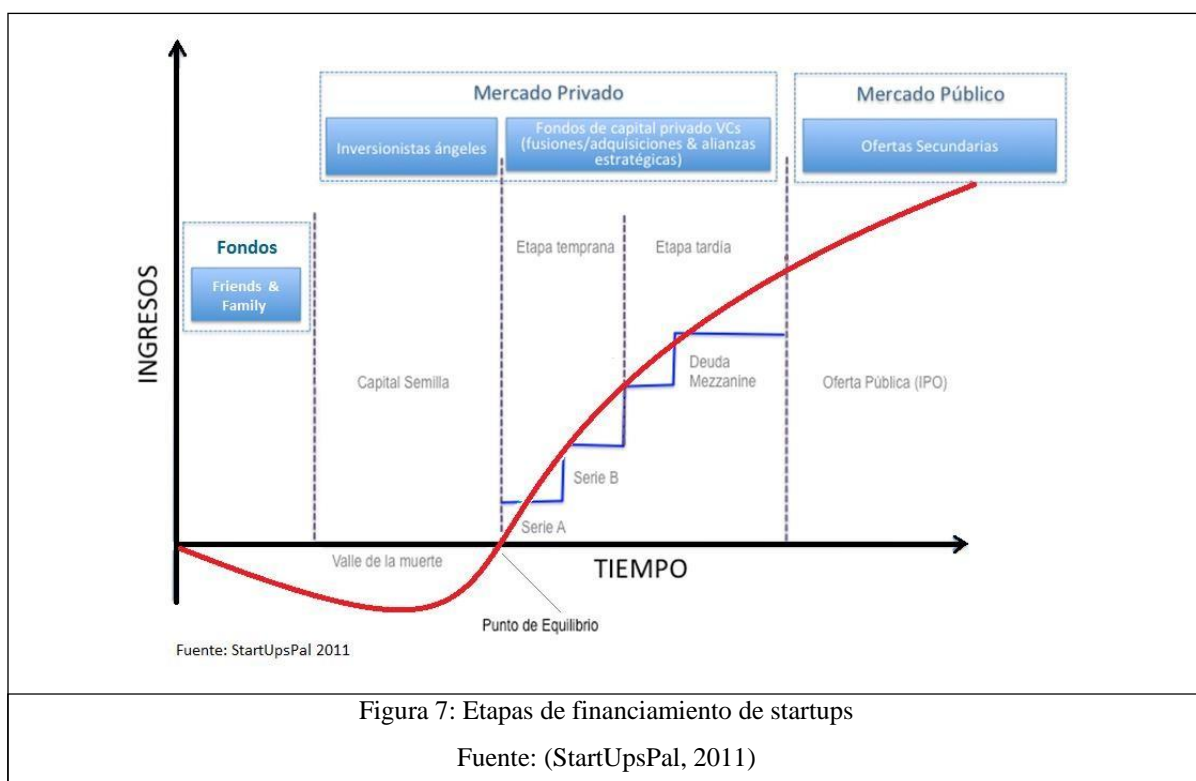
El gráfico de la OCDE anterior es una buena referencia para iniciar el análisis ya que es más general en los elementos que presenta. Además de los relacionados al desarrollo de empresa y alternativas de financiamiento, también incluye instrumentos de apoyo público o no financieros. A pesar de que no están directamente relacionados al tema, estos elementos también son relevantes ya que hacen referencia a los elementos que debe tener un ecosistema para brindar mayores oportunidades de éxito a los emprendedores. De la experiencia internacional, se ha podido aprender que la promoción del capital emprendedor involucra diversos elementos entrelazados en beneficio de la creación de más y mejores startups innovadoras.

En la figura 6, desarrollada por el Banco Mundial, destaca la falta de alternativas de capital para etapas de expansión de startups en países en vías de desarrollo. En esta figura, se puede apreciar diferentes niveles del desarrollo de startups, asociadas a determinados actores; incluyendo, inversionistas ángeles, fondos de capital emprendedor y corporativos. Además, esta figura es más completa en la oferta de capital privado en donde se hacen referencia al capital emprendedor (*venture capital*) y capital

privado (*private equity*) dentro del listado. Finalmente, la figura también es relevante para mostrar la brecha de acceso a capital en mercado emergente que, según la fuente, se encuentra en las etapas de crecimiento de startups.



Finalmente, en la figura 7, elaborada por StartUpsPal (2011), donde también se puede apreciar el ciclo de inversión. En esta figura, se hace una diferencia entre mercado privado y mercado público; siendo este último regularmente un punto crítico para los inversionistas en capital emprendedor para garantizar la liquidez de su inversión. En mercados emergentes, existe un desafío por generar estos eventos de liquidez. A la fecha, han primado aquellos desarrollados en el mercado privado.



Complementario a estas figuras, es importante contextualizar las alternativas de financiamiento para startups en Perú; en donde la principal referencia son los reportes publicados por PECAP. De acuerdo a PECAP, las inversiones reportadas en startups peruanas pasaron de US\$ 5.6M en 2016 a US\$ 9.1M en 2018 y se espera que el 2019 cierre cercano a los US\$ 15M; es decir, triplicando el monto invertido desde el 2016. También, resulta relevante destacar que los principales actores en el mercado peruano son los inversionistas ángeles, fondos locales de micro-VC y fondos regionales de VC; siendo los dos primeros más activos en etapas tempranas, mientras los terceros aparecen para etapas de expansión (por ejemplo, inicio de operaciones en México, Chile, Colombia, principalmente).

Finalmente, como fue mencionado anteriormente, la aprobación de S/ 70M (aproximadamente US\$ 20M) para la constitución de un fondo de fondos, permitirá la generación de fondos de capital emprendedor que atiendan rondas de inversión entre US\$ 1-10M de startups peruanas. De esta manera, la expectativa es que a partir del año 2020 se dinamice la actividad de inversión en capital emprendedor, generando una necesidad de profesionalizar los servicios y herramientas financieras requeridas para una decisión de inversión, como es el caso de los métodos de valorización.

CAPÍTULO IV – MARCO METODOLÓGICO DE LA INVESTIGACIÓN

4.1 Diseño y proceso de la investigación

En el marco teórico, presentamos y analizamos diferentes métodos de valorización de startups. Además, comentamos sobre el uso de la probabilidad de éxito en el método VC, el que consideramos más apropiado para acercarnos a un valor más cercano a la realidad para startups. Es a raíz de esto que nos enfocaremos a determinar la probabilidad de éxito o supervivencia de una muestra de startups que operan en el Perú.

Es importante señalar que el grupo de startups que analizaremos en esta investigación hacen parte del ecosistema de emprendimiento peruano; en el caso particular, son startups que han buscado financiamiento en los miembros de PECAP, lo que implica que, en la mayoría de los casos, han pertenecido a una incubadora, aceleradora o han sido beneficiarios de Startup Perú. El hecho de ser parte del ecosistema de emprendimiento determina que la muestra de startups comparte cierto grado de profesionalismo. Además, la muestra de startups también tiene vínculos con inversionistas; sea que hayan recibido inversión o que se encuentre en proceso de levantamiento de capital. En el siguiente acápite haremos una descripción más profunda de las características de los startups.

Partiendo de la base de datos de startups peruanos, pudimos generar inferencias detalladas en las hipótesis de la presente investigación. Dichas inferencias establecían posibles causalidades de ciertas variables a la probabilidad de que el startup siga operando a la fecha.

Para validar la significancia, es decir si la variable afecta o no a que el emprendimiento siga operando, y, además, el efecto positivo o negativo en dicha relación, realizaremos un análisis de regresión lineal con la metodología de mínimos cuadrados ordinarios. En dicho análisis buscaremos rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes de las variables establecidas en la hipótesis sean iguales a cero.

Luego de analizar la probabilidad de rechazo de la hipótesis nula, nos quedaremos con aquellas variables que estadísticamente estén relacionadas con la variable dicotómica de éxito de un startup. Vale recordar, que el éxito está definido en esta investigación como el hecho de que el startup siga operando. Luego, analizaremos este resultado contra las hipótesis planteadas inicialmente. En este punto, sabremos qué

variables de nuestra base de datos son las que determinan si un startup sigue operando o no.

Conscientes de que el análisis de regresión lineal con la metodología de mínimos cuadrados ordinarios no permitirá estimar la probabilidad de éxito de que un startup siga funcionando en los siguientes años, elaboraremos un modelo PROBIT utilizando estimadores que maximicen una función de verosimilitud. Aplicando esta metodología analizaremos un modelo PROBIT utilizando las variables cuya significancia con la variable de éxito de un startup fue validada anteriormente por el análisis de regresión lineal.

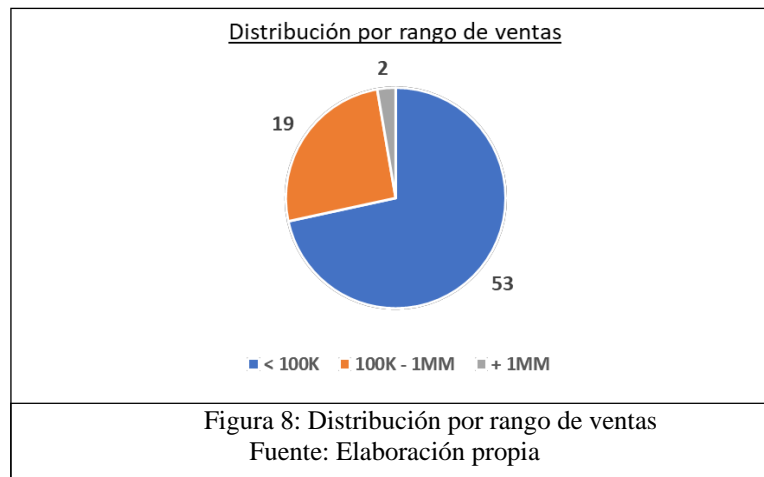
Finalmente, el modelo PROBIT nos brindará la probabilidad de éxito de los startups que hacen parte de la muestra. Dicho dato, será utilizado como insumo del método VC para la valoración de startups en Perú, utilizando la probabilidad de éxito como un ponderador de los flujos proyectados por los startups en el cálculo del valor empresa.

4.2 Población y datos objeto del estudio

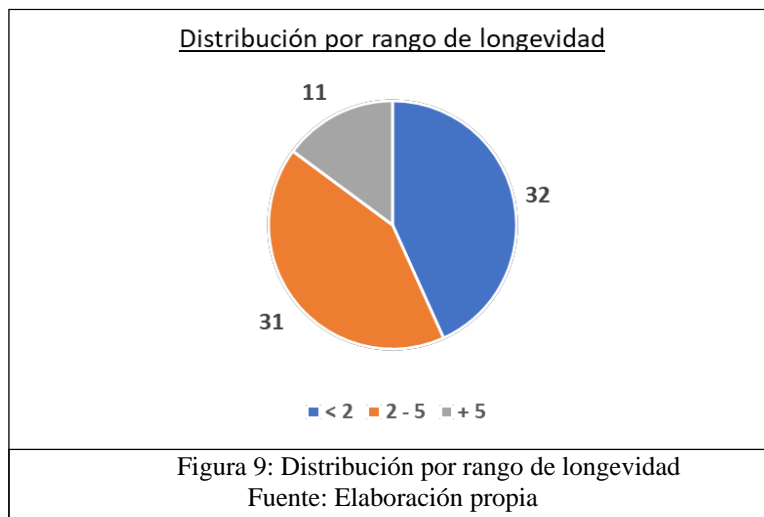
La muestra empleada en el trabajo de investigación comprende a 74 startups peruanos, los mismos que se constituyeron entre los años 2012 al 2019. La data de los 74 fue recolectada a través de PECAP, gremio que agrupa a los inversionistas activos de capital semilla y emprendedor en Perú. La data se encontraba dispersa en diferentes bases de datos, cuya sistematización estuvo a cargo del grupo de investigación. Los datos de las compañías estaban incluidos en prospectos de inversión utilizados para el levantamiento de fondos ante los inversionistas parte de PECAP.

De estos 74 startups, a la fecha de la presente investigación 66 de ellos (89.2%) se mantienen operativos. Además, de los 74 startups, el 41.9% cuenta con una longevidad de entre 2 a 5 años, mientras el 14.9% supera los 5 años. Respecto al tamaño de las ventas, el 71.6% presenta ventas menores a los USD 100,000, mientras el 25.7% se encuentra en rangos de entre USD 100,000 y USD 1,000,000.

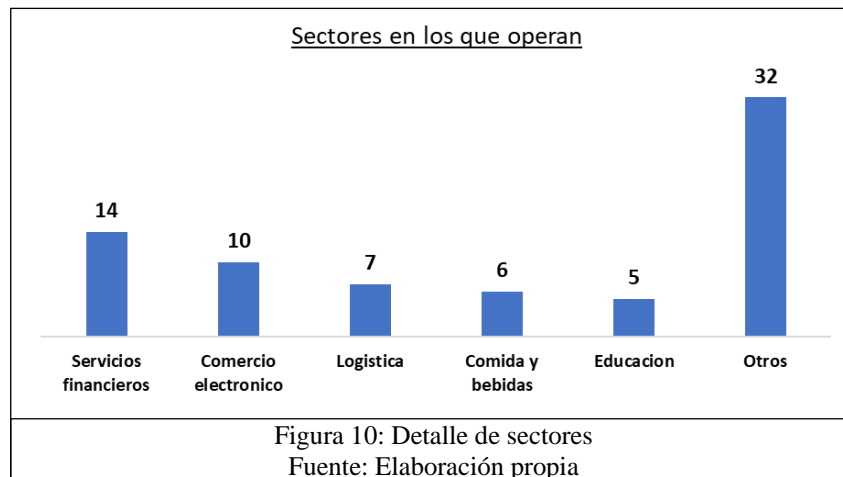
A continuación, se presentan cuadros descriptivos de los 74 startups parte de la muestra. En la figura 8, se evidencia la distribución por rangos de ventas.



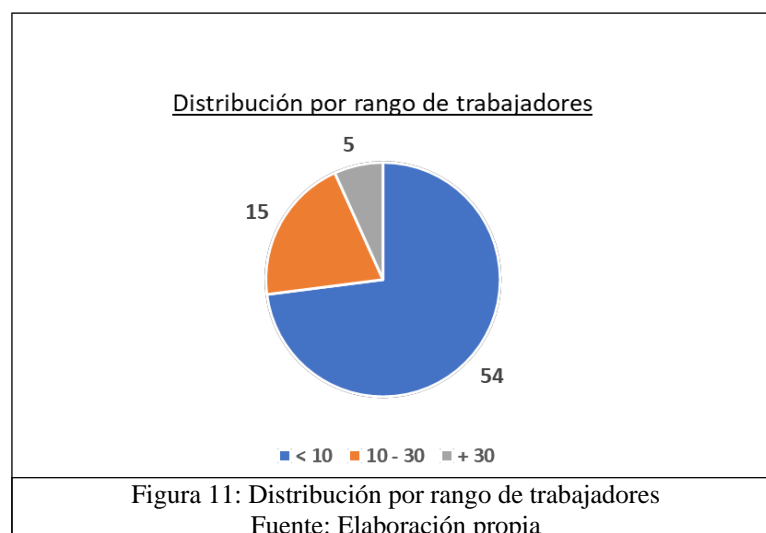
En la figura 9, se presenta la distribución de la muestra por la longevidad de las compañías.



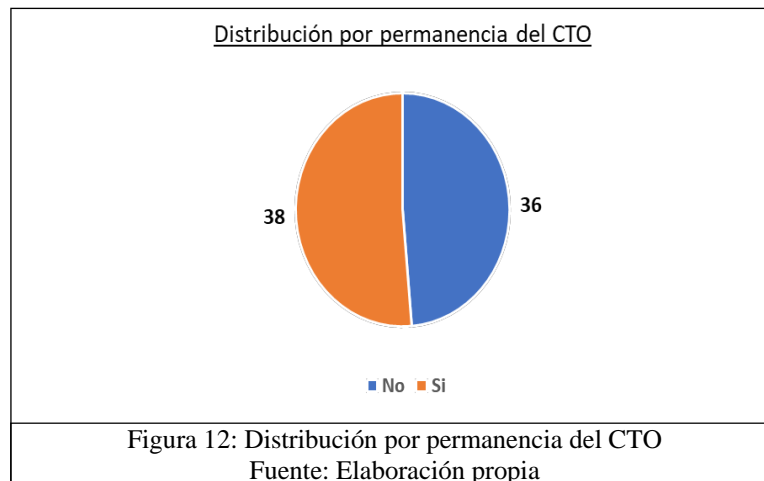
En la figura 10, se observa que los startups se encuentran distribuidos en distintos sectores de la economía peruana, siendo los 2 más representativos: servicios financieros (18.9%) y comercio electrónico (13.5%). Así mismo, en cuanto al modelo de negocio, el mayor número de emprendimientos se divide entre el tipo *Business to Business*- B2B (35.1%) y *Business to Consumer*- B2C (33.8%).



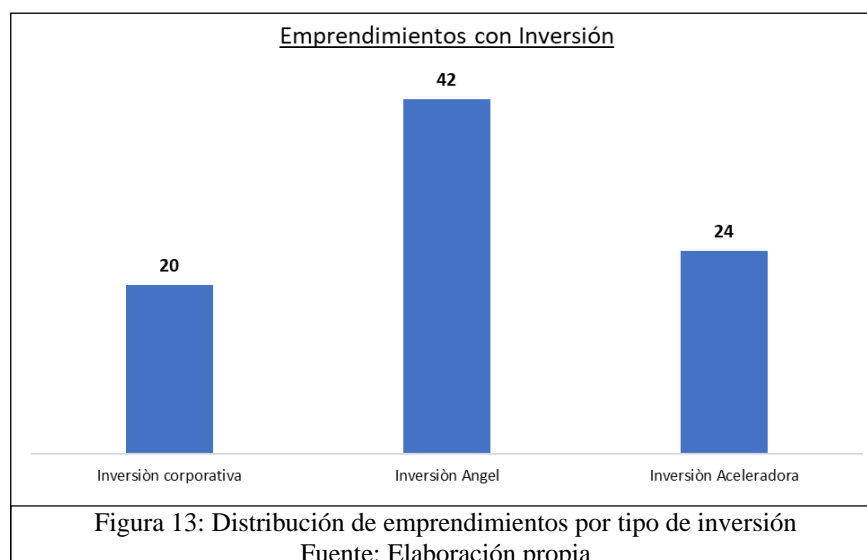
En la figura 11, resalta que el 73.0% de los startups cuentan con un número de trabajadores menor a 10 empleados. Este dato tiene sentido debido a la característica natural de los startups de contar en sus primeros años con un número relativamente bajo de trabajadores debido al tamaño de sus operaciones. Finalmente, el 51.4% de los emprendimientos analizados cuentan con un encargado de tecnología (CTO) a tiempo completo; es decir, alguno de los fundadores y socios de la compañía es el líder de tecnología del startup.



En la figura 12, se muestra los startups que cuentan con un líder de tecnología (CTO) a tiempo completo:

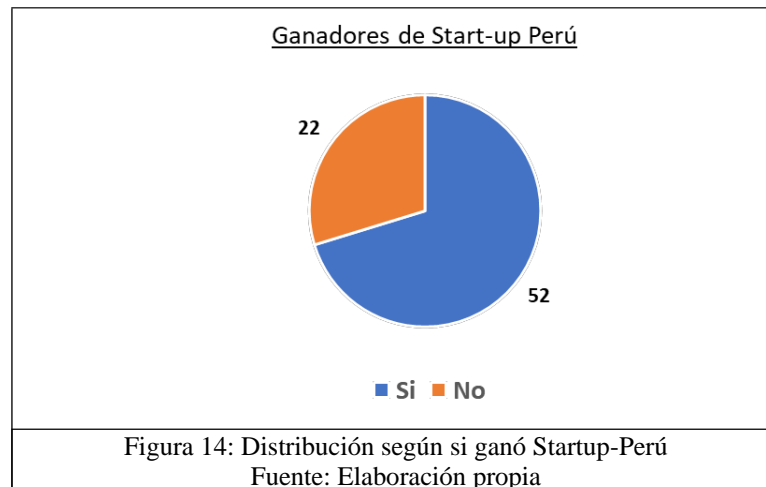


Otro punto interesante está relacionado a la inversión recibida por terceros. En la figura 13, se establece que el 56.8% de los startups recibieron en algún momento inversión ángel, mientras que los emprendimientos que recibieron inversión por parte de aceleradoras fue el 32.4%. Es importante mencionar que el ser sujeto de inversión de algún tipo no imposibilita la opción de recibir inversiones de distintas fuentes.



Así mismo, en la figura 14, observamos que el 70% de los startups evaluados obtuvieron financiamiento por parte de Startup Perú. Como se mencionó anteriormente, este programa público cumple el rol de “semillero” de startups; es decir, financia la generación de una masa crítica de startups que luego será parte del programa de

incubadoras o aceleradoras o será financiada por redes de inversión ángel o fondos de capital emprendedor.



Las características detalladas anteriormente hacen parte de las variables independientes que serán utilizados en el modelo de regresión lineal y PROBIT para determinar qué tan influyentes son en la probabilidad de éxito de un startup (variable dependiente).

4.3 Modelo PROBIT

El modelo PROBIT busca definir la probabilidad de que una variable dependiente con ciertas características sea definida como “0” o “1” (siendo dichas características las variables independientes). Es por este motivo que el modelo PROBIT es la elección ideal para ser empleado cuando se cuenta con variables cualitativas de respuesta binaria, como es el presente éxito de un startup definido como “sí opera” o “no opera”.

$$P_t = P(P_t = 1 | X_t) = F(X_t \beta)$$

La ecuación planteada previamente establece la probabilidad o estimación esperada de que Y_t sea igual a 1 (es decir la probabilidad de ocurrencia de éxito) dados los parámetros β_t se cumplan.

Para emplear el modelo PROBIT se emplea la desviación estándar normal acumulada:

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2}t^2} dt$$

En donde $F(X_t \beta) = P(X_t \beta)$.

Así mismo, la variable Y_t puede asumir los resultados de “0” o “1”.

$$Y_t^0 = \beta_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0,1)$$

Mientras que:

$$Y_t = 1 \iff \beta_t^0 \geq 0; \quad Y_t = 0 \iff \beta_t^0 \leq 0$$

De esta manera se puede emplear el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} P(Y_t = 1) &= P(\beta_t^0 \geq 0) = P(\beta_t + \varepsilon_t \geq 0) \\ &= P(\varepsilon_t \geq -\beta_t) = P(\varepsilon_t \leq \beta_t) = \Phi(\beta_t). \end{aligned}$$

El método para estimar el modelo PROBIT es mediante la metodología del Estimador de Máxima verosimilitud (en inglés: *Maximum Likelihood Estimator*). Este modelo propone que, para determinar la probabilidad de ocurrencia del resultado 1, se debe buscar aquellos valores de β que maximizan la siguiente formula:

$$L(\beta, \sigma) = \sum_{t=1}^n (Y_t \ln \Phi(\beta_t) + (1 - Y_t) \ln (1 - \Phi(\beta_t)))$$

CAPÍTULO V – METODOLOGÍA APLICADA AL CÁLCULO DE LA PROBABILIDAD DE ÉXITO DE UN STARTUP EN PERÚ Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En esta sección buscamos identificar si las variables mencionadas en la hipótesis del punto 1.5 son significativas. Es decir, buscamos medir si estadísticamente van a ejercer importancia al momento de calcular la probabilidad o la estimación de la variable dependiente que sería si el startup ha tenido éxito (sigue operando = 1) o si no ha tenido éxito (si no opera =0) en el contexto de un modelo PROBIT.

Además, en base a este primer modelo, aplicaremos la metodología Random Forest para una mejor identificación de las variables significativas y, como en el caso anterior, utilizar estas variables para el desarrollo de un modelo PROBIT.

5.1 Determinación de las principales variables en la probabilidad de éxito

5.1.1 Importancia de las variables y primer cálculo de la probabilidad de éxito

Inicialmente, se estimó un modelo PROBIT llamado “Modelo 1” incluyendo las 8 variables indicadas en la hipótesis del presente documento utilizando un script de programación en lenguaje R. En el anexo 1, podemos ver que de las 8 variables sólo es significativa el valor pre-money (X8). Con lo cual procedemos a estimar un nuevo modelo eliminando la variable no significativa con mayor P-value la cual fue si el startup recibió inversión de un corporativo (X4).

Luego, estimamos un “Modelo 2” que no incluía la variable con mayor P-value del modelo anterior. Con esto, se obtuvo un modelo en donde la variable Valor pre-money (X8) seguía siendo significativa pero los valores P-value de la mayoría de las variables habían mejorado considerablemente como se puede ver en el detalle del modelo 2 en el Anexo 1. En este modelo, la variable con mayor P-Value o la menos significativa es inversión de fuente internacional (X5) con Pr (z) de 0.7124. Por lo tanto, procedemos a correr un “Modelo 3” sin esa variable.

Ahora, en el “Modelo 3” la menos significativa es inversión de aceleradoras (X1) con Pr (z) de 0.7941. Además, las variables restantes han mejorado el P-value (Ver Anexo 1). Procedemos a correr un “Modelo 4” sin la variable X1.

En el “Modelo 4” la menos significativa es la inversión de fondos de capital emprendedor-VC (X3) con Pr (z) de 0.4951. Como en el caso anterior, las variables

restantes han mejorado el P-value (Ver anexo 1). Procedemos a correr un “Modelo 5” sin la variable X3.

Ahora, en el “Modelo 5” la menos significativa es la cantidad de trabajadores (X6) al 2019 con Pr (z) de 0.1858. Además, las variables restantes ya están muy cerca de ser significativas a diferencia de los modelos anteriores (Ver Anexo 1). Ahora procederemos a correr un “Modelo 6” sin la variable cantidad de trabajadores al 2019 (X6).

En el “Modelo 6” vemos que la variable si el startup ganó Startup Perú (X2) es ligeramente no significativa con Pr(Z) de 0.1462 (Ver Anexo 1). Por último, quitaremos esta variable y ahora procederemos a correr un “Modelo 7” con las variables restantes que son si el startup tiene un CTO (gerente de tecnología) a tiempo completo (X7) y el valor pre-money del startup (X8).

En el “Modelo 7” podemos ver que, luego de ir descartando una a una las variables plasmadas en la hipótesis inicial del punto 1.5 de la presente investigación, sólo las variables si la Startup tiene un CTO a tiempo completo (X7) y el valor pre-money del startup (X8) son linealmente significativas y estarían afectando la probabilidad de éxito (supervivencia) de un startup.

En consecuencia, el modelo PROBIT resultante del “Modelo 7” sería el siguiente:

$$\pi_i(\hat{\pi}) = \frac{\pi_i(1.3686\pi_7 + 0.5914\pi_8)}{[1 + \pi_i(1.3686\pi_7 + 0.5914\pi_8)]}$$

Luego de realizar predicciones con este modelo, utilizamos como parámetro de clasificación el umbral de 79%. Este porcentaje fue calculado como medida de la supervivencia de startups beneficiarias de las primeras cinco ediciones del concurso Startup Perú (Goñi Pacchioni & Reyes, 2019). Así mismo, si la probabilidad estimada para cada observación es mayor al umbral de clasificación, el modelo arrojará un valor de 1 en caso de que el startup sigue operando y 0 en caso contrario (que la startup no esté operando). Este proceso se puede revisar en el Anexo 1.

Finalmente, para un total de 74 startups, tenemos que el Modelo 7 predice que 45 empresas sobreviven y 29 no lo hacen. Lo cual nos da una probabilidad de éxito del 60.811%.

5.1.2 Análisis del poder de predicción del modelo preliminar (Modelo 7)

Una vez que tenemos el primer resultado, buscaremos evaluar la calidad de predicción del Modelo 7. Para recordar, el Modelo 7 tiene dos variables significativas X7 (CTO a tiempo completo) y X8 (Valor pre-money) y descarta las otras variables que no eran significativas.

Para evaluar la calidad de predicción, elaboraremos el Modelo 8 con una muestra de 50 observaciones al azar de las 74, eligiendo las variables X7 y X8 para explicar la Y (Ver Anexo 2).

El Modelo 8 resultante es el siguiente:

$$\hat{Y}_{Nuecra} = \frac{0.7431X_{7Nuecra} + 1.0914X_{8Nuecra}}{[1 + 0.7431X_{7Nuecra} + 1.0914X_{8Nuecra}]}$$

Utilizando este modelo buscaremos predecir el éxito de las 24 observaciones que se quedaron fuera de la muestra. Al hacer el ejercicio, el Modelo 8 sólo predice correctamente el 50% de los casos.

Hasta este punto podemos concluir preliminarmente que, con la información disponible, aparentemente las variables que más influyen en la probabilidad de sobrevivir son (i) si el startup tiene un CTO a tiempo completo y (ii) el valor pre-money de la misma. Ambas variables tienen un efecto linealmente positivo con la probabilidad de éxito de un startup.

No obstante, que un modelo estime correctamente el 50% de las veces no es un modelo adecuado. Por ende, a partir de este punto buscaremos contrastar este modelo con uno que utilice Machine Learning bajo el enfoque del algoritmo Random Forest y aplicado a un modelo PROBIT. Lo anterior se hará buscando aumentar la efectividad de predicción del modelo.

5.2 Construcción del nuevo modelo PROBIT a partir del algoritmo Random Forest

Ahora, vamos a utilizar las variables independientes resultantes en el análisis del Random Forest (Ver Anexo 4) para construir un modelo PROBIT llamado Modelo 9. Las variables resultantes fueron las siguientes:

1. El número de trabajadores del startup a 2019 (X6).
2. Valor pre-money del startup (X8).

3. Si el startup tiene CTO a tiempo completo (X7).
4. Si el startup ganó Startup Perú (X2).

Así mismo, vamos a construir un modelo PROBIT a partir de una muestra de 50 de las 74 empresas que tenemos en la base de datos, dejando fuera de la misma a 24 empresas que nos servirán para ver que tan bien podemos predecir esas 24 observaciones “Y” que quedaran fuera del modelo.

El “Modelo 9” resultante es el siguiente (ver Anexo 4):

$$\frac{\pi_i(\lambda_{Nuecra})}{1 + \pi_i(\lambda_{Nuecra})} = \frac{\pi_i(2.51683\pi_{2Nuecra} - 0.07545\pi_{6Nuecra} + 0.82994\pi_{7Nuecra} + 0.83103\pi_{8Nuecra})}{1 + \pi_i(2.51683\pi_{2Nuecra} - 0.07545\pi_{6Nuecra} + 0.82994\pi_{7Nuecra} + 0.83103\pi_{8Nuecra})}$$

Utilizando este modelo buscaremos predecir las observaciones que se quedaron fuera de la muestra. Al buscar predecir las observaciones de las 24 empresas que se quedaron fuera de la muestra, el “Modelo 9” **predice correctamente el 75% de los casos.**

De la misma manera, como observamos en la tabla 3, las variables que más afectan la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú, con las características señaladas en el punto 2.1 de la presente investigación, son:

Variables	Relación en la probabilidad de éxito
El número de trabajadores del startup a 2019	Negativa
Valor pre-money	Positiva
Si el startup tiene CTO a tiempo completo	Positiva
Si el startup ganó Startup Perú	Positiva
Tabla 3: Resultado de definición de variables	
Fuente: Elaboración Propia	

Así mismo, por nivel de coeficiente, la variable que más afectaría la probabilidad de éxito sería si el startup ganó Startup Perú.

Por último, realizando el modelo PROBIT utilizando las variables más importantes que nos arrojó el algoritmo Random Forest, tenemos una **probabilidad de sobrevivencia del 78.38%** para los 74 startups parte de la muestra (ver Anexo 5).

CAPÍTULO VI – APLICACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE ÉXITO EN VALORACIÓN DE STARTUPS

6.1 Metodologías de valorización de startups

Vale recordar que hemos definido a un startup como MYPEs con alto potencial de crecimiento, el mismo que podrá estar basado en tecnología o innovación, y que están involucradas dentro del ecosistema de emprendimiento en Perú. A continuación, describiremos y analizaremos metodologías de valoración de startups, y aplicaremos la probabilidad de éxito calculada al método de valorización Venture Capital modificado.

Para calcular la valoración de una empresa disponemos de diferentes metodologías como: i) descuento de flujos; ii) balance; iii) cuentas de resultados; iv) mixtos; v) creación de valor; y vi) opciones (Fernandez, 2008, pág. 4). Estas metodologías no resultan del todo aplicables para determinar la valoración de un startup debido a que estos métodos requieren de data histórica que pueda emplearse en el análisis financiero. Por esta razón, los inversionistas han adoptado otros métodos de valoración que les permiten determinar el valor que están dispuestos a invertir en un startup considerando su rentabilidad esperada al momento de vender el negocio (*exit*). Por lo anterior, el objetivo principal de la valoración en un startup es determinar el porcentaje del negocio que estará dispuesto a adquirir el inversionista. (Manzanera, 2010, págs. 132 - 135).

La principal característica de los startups es la incertidumbre. Por ello, el uso de métodos comunes de valoración de empresas no es de fácil aplicación debido a que no se cuenta con suficiente información histórica que permite realizar proyecciones en el mediano y largo plazo. A pesar de lo anterior, resulta necesario conocer el valor de un startup tanto para el emprendedor buscando financiación como para el inversionista que lo provee.

Por ello asumiendo los inversionistas grandes ratios de incertidumbre en los startups recurren a estrategias de valoración alternativas (más usadas) como: método Berkus, método Scorecard y método Venture Capital (Salvatella, 2019, pág. 1). En los siguientes acápite procederemos a describir cada uno de estos métodos.

6.1.1 Método Berkus

Este método fue elaborado por el inversor Dave Berkus en la década de los '90 en el libro “Extending the Runway” escrito por dicho inversionista. Se recomienda este método para valorar un startup en fase de “early seed”³.

El método Berkus parte de una valoración Pre-Money de cero y posteriormente va aportando valor al startup en base a cinco riesgos principales a los que el emprendimiento está sujeto y a cada uno le atribuye una cobertura. Al valorizar un startup se estima el grado de cobertura del negocio a cada riesgo utilizando la evaluación del factor de cobertura asociado.

En la tabla 4, se presenta los conceptos y valores utilizados en el método Berkus.

Riesgo cobertura - asociada	A añadir al valor Pre-Money
Calidad del equipo de gestion	De 0 a 0,5MM\$
Idea	De 0 a 0,5MM\$
Prototipo	De 0 a 0,5MM\$
Calidad del equipo asesor / consejeros	De 0 a 0,5MM\$
Lanzamiento del producto o ventas	De 0 a 0,5MM\$
	Valor Startups

Tabla 4: Método de Berkus: Riesgo Cobertura – Asociada
Fuente: (Berkus, Valuation Model Guidelines, 2016)

En función al análisis de los factores expuesto en el cuadro anterior, Berkus le da un valor máximo a cada uno de US\$ 0.5M. De acuerdo a lo establecido por Berkus, la sumatoria total tiene que dar un total máximo de US\$ 2 M (de exceder este importe se estaría sobrevalorando la empresa). Con este resultado nos daría una aproximación sobre el estado actual de la compañía y en función al riesgo que desee tomar el inversor, este valorara al startup de forma más positiva o negativa.

6.1.2 Método Scorecard Valuation

Este método fue desarrollado por William Payne en 2006 en su publicación “*The Definitive Guide to Raising Money From Angels*”. Se usa especialmente en el caso de

³ La fase “seed” o semilla de un startup, hace referencia a la primera o primeras rondas de inversión de un startup. Regularmente, son rondas de inversión menores a US\$ 1M y los inversionistas que participan de dichas rondas son la familia, amigos del fundador, inversionistas ángeles, aceleradoras y fondos de capital semilla.

un startup en fase “pre-ventas”, realizando un análisis comparativo de la empresa que se pretende valorar con otras empresas de similar estado de desarrollo, sector y región, en que se haya invertido recientemente. Es decir, el valor es determinado a través de desgregar al startup en una serie de criterios ponderados y se la compara con startup similares (benchmark) que recientemente hayan sido invertidas.

La metodología consiste, en primer lugar, en calcular el valor pre-money de otros startups similares a la empresa que deseamos comprar y realizar una media ponderada y la moda de los valores de las mismas. Una vez realizado, se recopila la media, la moda, el valor pre-money más alto y más bajo de cada una de estas empresas.

En la tabla 5, se presenta un ejemplo de valoración utilizando el método Scorecard Valuation:

Valoracion Media de la Industria	Importe	
Media:	\$ 1.67	Millones
Moda:	\$ 1.50	Millones
Pre-money mas alto	\$ 1.00	Millones
Pre-money mas bajo:	\$ 2.70	Millones

Tabla 5: Ejemplo de valoración

Fuente: (Payne, The Definitive Guide to Raising Money From Angels, 2006)

Como segundo paso, en la tabla 6, observamos que se identifican una serie de factores relevantes a tener en cuenta en un startup y se le asigna un peso relativo a cada uno de ellos con la finalidad de ajustar la media del valor pre-money de las empresas comparables.

Factor Compartivo	Rango
Equipo Fundador	30% max
Tamaño de Mercado	25% max
Producto y Tecnologia	15% max
Entorno Competitivo	10% max
Marketing / Canal de Ventas / Asociaciones	10% max
Necesidad Extra de Financiacion	5% max
Otros Factores	5% max

Tabla 6: Ponderación para el método Scorecard Valuation
Fuente: (Payne, The Definitive Guide to Raising Money From Angels, 2006)

Como tercer paso, en la tabla 7, se asignan factores (%) de comparación a los pesos relativos máximos del modelo de Bill Payne. Esta parte es muy complicada y requiere de una investigación muy especializada y extensa del sector del startup, pues asignar un factor no adecuado de comparación podría alterar la valoración del startup.

Factor Compartivo	Rango	Empresa Objetivo	Factor
Equipo Fundador	30% max	125 %	0.3750
Tamaño de Mercado	25% max	150 %	0.3750
Producto y Tecnologia	15% max	100 %	0.1500
Entorno Competitivo	10% max	75%	0.0750
Marketing / Canal de Ventas / Asociaciones	10% max	80%	0.0800
Necesidad Extra de Financiacion	5% max	100 %	0.0500
Otros Factores	5% max	100 %	0.0500
Sum			1.1550

Tabla 7: Ejemplo de ponderacion para el método Scorecard Valuation
Fuente: (Dureux, How do Seed Capital Investment Vehicles or Business Angels Value an Investment in a Startup, 2016)

Finalmente, como se observa en la tabla 8, se multiplica la suma de los factores

por la moda de la valoración pre-money de la industria del punto uno.

Valoracion Startup

Valoracion Startup = \$ 1.50 Millones * 1.155 = \$ 1.73 Millones

Tabla 8: Ejemplo de Valoración Startup Método Scorecard Valuation

Fuente: (Dureux, How do Seed Capital Investment Vehicles or Business Angels Value an Investment in a Startup, 2016)

6.1.3 Método Venture Capital

6.1.3.1 Método Venture Capital (original)

El método Venture Capital (VC) fue desarrollado en 1987 por el profesor William Sahlman en la Harvard Business School en un estudio de caso y ha sido revisado desde entonces (Payne, Valuation 101: The Venture capital Method). Según este método, se requiere estimar un precio de venta de la empresa (salida) en un plazo determinado (por lo general de 5 a 8 años), los cuales se determinan en función de múltiplos de EBITDA o PER, o de ingresos del sector en la que se encuentre el startup.

Para llevar el valor futuro estimado (salida) del startup a un valor actual (pre-money), se debe partir del supuesto de que el inversor, para realizar la inversión, requerirá obtener un retorno (ROI) de “X” veces la inversión realizada en el año cero. Este múltiplo requerido se basa en el riesgo percibido del inversionista, es decir, cuanto mayor es el riesgo, mayor será la rentabilidad requerida.

Lo anterior, puede resumirse en la siguiente ecuación:

$$\text{Valor pre-money (en el año 0)} = \frac{\text{Valor post-money (en el año X)}}{\text{ROI requerido} \times \text{Número de años}} \quad (6.1)$$

En donde:

- Valor post money: Valoración que tiene un startup tras cerrar una ronda de financiación
- Valor pre money: Valoración de la empresa antes de cerrar una ronda de financiación; este valor es el que necesitamos determinar con el modelo VC.
- Retorno de la inversión (ROI): Expresa el retorno económico de la inversión aportada en caso se produzca el exit en el futuro, se calcula de la siguiente manera:

$$\text{ROI} = \frac{\text{Valor post-money (en el año X)}}{\text{Valor pre-money} \times \text{Número de años}}$$

Complementariamente a lo expuesto, el método VC, requiere de tres componentes que son el tamaño de la inversión, las expectativas de retorno y la estimación del valor terminal (Metrick 2007)

En primer lugar, el tamaño de la inversión es uno de los componentes más importantes, pues determina el porcentaje de capital (infusión) que tomará el inversor de la compañía objetivo y, por tanto, a la dilución que se enfrentará a subsiguientes rondas de inversión.

La dilución del capital se define como la reducción del porcentaje de participación respecto de los socios iniciales del startup que tenían antes de la incorporación de los nuevos socios o infusión de capital. Por ello, todos los socios deben estar conscientes de que, si bien la captación de nuevos recursos a través de rondas de inversión aumenta el capital del startup, también afectará su participación en el capital social de la compañía invertida. Ante ello, algunos accionistas optarán por aportar más capital propio o acordar recomprar su participación en el futuro, entre otros aspectos de negociación para evitar el efecto dilución.

En segundo lugar, la expectativa de retorno de la inversión dependerá de cada inversionista, es decir se puede dar el caso que los inversionistas persigan un retorno desde 5x, 10x, 15x, entre otros, entendiendo que “x” representa el monto o infusión de capital aportado en el startup. Considerando que el startup es un activo de alto riesgo, los retornos esperados suelen ser muy por encima de lo esperado en activos del mercado de capitales.

Por lo tanto, para que una compañía puede retribuir el retorno esperado al inversionista, el startup debe tener la capacidad de revalorización igual al múltiplo esperado por el inversionista; caso contrario estos inversionistas que tiene como objetivo estos múltiplos de retornos, deciden no invertir.

En tercer lugar, la estimación del valor terminal está en función del tipo de proyecto o negocio del startup. Además, se considerará su escalabilidad y potencial de crecimiento, con lo cual determinará el valor que previsiblemente tendrá el startup cuando se produzca el evento de liquidez (venta parcial o total de la compañía).

Existen distintos métodos para determinar el valor de salida (*exit value*), siendo los más empleados dos:

- DCF: Este método consiste en la determinación de los beneficios futuros que se espera genere el startup, los mismos que serán descontados a valor presente por medio de la tasa de descuento o costo de capital del VC.
- Múltiplos: para este método, es necesario dos inputs: (i) los beneficios del startup a ese año y (ii) un múltiplo de mercado (consistente con el sector) para aplicar a dicho beneficio.

6.1.3.2 Método Venture Capital (Modificado)

La metodología VC ha sido constantemente revisada y mejorada a pesar de ser una de las más utilizadas por inversionistas de capital emprendedor. Es así que, en el año 2011, se realizó una publicación en la que se considera de manera complementaria al modelo VC la probabilidad de éxito en la valoración del startup (Metrick & Yasuda, 2011, pág. 180). Como se puede observar en la tabla 9, esta modificación en la metodología implica que la TIR objetivo del inversionista debe ser ponderada con la probabilidad de éxito “ p ”, expresado de la siguiente manera.

Valor esperado a la salida = Valoración de salida * p
<p>Tabla 9: Metodología Metodo Venture Capital Estandar</p> <p>Fuente: (Metrick & Yasuda, Venture Capital & The Finance Of Innovation, Second Edition, 2011, pag. 180, 2011)</p>

La finalidad de incluir la probabilidad de éxito en el método de valoración está directamente relacionada a la decisión de inversión en un startup que requiere de financiamiento. Esto ayudará a determinar la rentabilidad esperada del inversionista, así como estimar la probabilidad que tiene el startup de cumplir con sus proyecciones de negocio propuesto en el plazo establecido “estar viva y/o triunfar en el mercado”. Es decir, se asocia al éxito del startup con el hecho de seguir operando en un plazo semejante al horizonte de un inversionista de capital emprendedor.

Hay autores que han hablado sobre la probabilidad de éxito como variable del método de valorización VC. Para Sánchez Valiente, es evidente que la estimación de una probabilidad de éxito o supervivencia aplicable a un determinado startup dependerá de infinidad de factores (Sanchez Valiente, 2018). Dentro de los factores, el autor considera el tamaño del startup, el nivel de desarrollo, la ronda de financiación en la

que se encuentre, el sector en el que opera, la facturación, el nivel de costos fijos y variables, el número y la dimensión de sus competidores, el marco legislativo que le sea de aplicación, entre otros. Además, el cálculo de la probabilidad de éxito exigiría disponer de una extensa base de datos que agrupe datos empíricos del mayor número posible de startups, recogiendo como variables independientes al menos todas las citadas anteriormente y como variable dependiente la variable que represente las probabilidades de éxito. Es decir, la variable dependiente será dicotómica si lo que se desea medir es la consecución de un determinado hito como la venta de la empresa, su salida a bolsa o su supervivencia pasado un determinado periodo de tiempo. Precisamente, en esta investigación, el éxito está acotado a la supervivencia del startup.

Complementario a lo anterior, Furdas y Kohn proponen que las empresas de nueva creación tienen más probabilidades de éxito que los startups fruto de operaciones corporativas como adquisiciones (“*takeovers*”) o *joint Ventures* (Furdas & Kohn, 2011). Así mismo, los autores sostienen que el tamaño, medido en número de empleados, es directamente proporcional a las probabilidades de éxito o supervivencia de un startup, limitando la significatividad de este hallazgo a las que ellos denominan startups de “emprendedores por necesidad” o “*necessity entrepreneurs*”, en contraste con los “*opportunity entrepreneurs*” o “emprendedores por oportunidad”. Vale resaltar que, como fue mencionado en la definición de startup, en la presente investigación estamos enfocados en aquellos startups con potencial del crecimiento; es decir, los generados por emprendedor por oportunidad.

En atención a lo anterior, se evidencia que la modificación al método de valorización VC está referida a incluir la variable probabilidad de éxito como un ponderador del valor empresa del startup objetivo. Esto resulta importante para la presente investigación debido a que abre la posibilidad a utilizar una variable novedosa para la valorización de compañías en etapa temprana con poca información histórica.

6.2 Análisis de las metodologías de valoración

En los acápites anteriores, se han presentado los métodos más usados por los inversionistas de capital emprendedor para la valoración de startups. A continuación, analizaremos cada uno de los métodos a fin de evaluar cuál método nos permite un acercamiento más razonable a criterios para valorar una compañía en etapa temprana.

En el caso del método Berkus, el mismo ha sido desarrollado para startups que se encuentra en la fase de “*early seed*”; es decir, es aplicable a startups en etapa muy inicial, muchas veces sin registro de operaciones. La limitación del método es que, una vez que la compañía empieza a crecer en su operación, el método pierde relevancia por el tipo de data que utiliza. El método Berkus utiliza criterios razonables para valorar una compañía ante la falta de información; no obstante, son ampliamente subjetivos a juicio de quién esté valorando el startup. Consideramos que, una vez que existe data para valorar a las compañías, los criterios subjetivos del método Berkus dejarían de ser relevantes y precisos para calcular el valor real de startups.

En cuanto al método de valoración Scorecard Valuation, este se emplea en un startup que se encuentra en fase de “pre-ventas” y tiene como objetivo compararse con otros startups de similar desarrollo, sector y región. También, es importante que este startup comparable haya sido objeto de inversión. Este método es valioso para enmarcar una operación particular a un marco más general de inversiones realizadas; es decir, se puede obtener una referencia real del valor que asigna un inversionista que efectivamente concretó una decisión de inversión. No obstante, dentro de las limitantes del método resalta su subjetividad en donde, al igual que el método Berkus, la asignación de valores que requiere la ponderación dependerá del juicio de la parte que esté realizando el ejercicio. Además, en un mercado con un nivel bajo de inversiones, como es el caso peruano, también podría existir una limitación en la cantidad de información necesaria para generar estos comparables. Finalmente, al igual que el método Berkus, resulta ser un método más relevante para compañías sin datos históricos de operaciones. Por lo anterior, consideramos que el método Scorecard es un método secundario para asignar valor a un startup, siendo un mejor complemento del cálculo de un valor con mayores datos cuantitativos.

Por lo anterior, identificamos que existen limitaciones en los métodos Berkus y Scorecard debido a la subjetividad de las variables utilizadas, la fase inicial o pre-ventas de la compañía objetivo y la ausencia de data de mercado para construir los comparables requeridos. Por el contrario, el método VC modificado es uno que calculo el valor del startup en base a información de su operación y la pondera en base a la probabilidad de éxito de la misma; entendida, para efectos de la presente investigación, como la probabilidad de supervivencia del startup. De esta manera, consideramos que el método

VC es aplicable a compañías en etapa temprana que tienen un respaldo inicial para presentarse a inversionistas con mayor sustento sobre la oportunidad de inversión. Finalmente, nos parece más apropiado el uso de los métodos Berkus y Scorecard para startups en fase semilla o pre-ventas que regularmente se financian por capital propio, de amigos y familiares o inversionistas más activos como fondos semilla, inversionistas ángeles y aceleradoras. Vale precisar, que este tipo de inversionista suele postergar la decisión sobre el valor de la compañía para rondas posteriores de financiamiento ante la dificultad que implica asignar un valor. Así, en la presente investigación procederemos a desarrollar la metodología VC modificado a fin de asignar un valor a compañías con operaciones iniciales.

De esta manera, para una correcta aplicación del método VC modificado en startups con operaciones iniciales, en esta investigación procederemos a calcular la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú. A través de dicho cálculo, podremos utilizar aquel input para valorizar startups similares bajo el método VC modificado. Vale precisar, que los startups que podrían ser valorizados por este método requieren de cierta información histórica; es decir, que serían aquellas compañías más cercanas a levantar su primera ronda de inversión ante inversionistas como fondos de capital emprendedor que utilizan criterios más cuantitativos que inversionistas en etapas más iniciales.

6.3 Valorización en startups peruanas aplicando la probabilidad de éxito

Luego de determinar la probabilidad de éxito de startups peruanos que cumplen con las características mencionadas en la investigación, se procedió a aplicar dicha probabilidad de éxito en la valoración de dos (2) startups peruanos y así poder apreciar el efecto de incluir esta probabilidad de supervivencia en el valor de la compañía.

Como se explicó en el apartado 5.1.3.1, existen dos formas de determinar el *exit value* (valor de salida o valor de venta) de un startup. Estos son el Discounted Cash Flow (DCF) o el uso de múltiplos. En esta ocasión, se determinó que la mejor manera de determinar el *exit value* de los startups peruanos sería por medio del DCF. Esto se debe a la disponibilidad de la información y por buscar mayor precisión en el valor debido a que el mercado peruano es aún emergente y no cuenta con múltiplos comparables que reúnan la mayor cantidad de características frente a los startups a ser valorizados en la presente investigación.

De esta manera, a través de la aceleradora de negocios “LIQUID Venture Studio”, miembro asociado de PECAP, se procedió a contactar a un grupo de startups que reunían las características de la definición de startup del presente documento y que tenían datos iniciales de operación. De los evaluados, se eligieron dos compañías que cumplieran con los requerimientos del presente estudio.

Dado el acceso a información sensible de los startups objeto de valorización, procedimos a firmar un acuerdo de confidencialidad. Por lo tanto, no podremos publicar datos que generen trazabilidad a las compañías valorizadas y sólo procederemos a describir a las compañías y al valor empresa calculado.

Los rubros a los que pertenecen los startups valorizados son:

- Startup “A”: Productos de superfoods peruanos
- Startup “B”: Membresías de gimnasio individualizados

A modo de emplear el método DCF, se realizó la proyección de los siguientes 10 años para ambas compañías, considerándose EEFF históricos 2019 y expectativas a futuro provistas por los mismos startups. Así mismo, para determinar el costo del capital se empleó la fórmula del CAPM:

$$r_{vc} = r_f + \beta r_{PN} + r_{paic}$$

En donde:

r_f = Tasa libre de riesgo, obtenido por la rentabilidad de los bonos del tesoro americano

β = Beta de países emergentes de sectores relacionados al startup a ser evaluada

r_{PN} = Prima de riesgo de mercado obtenida de Damodaran

r_{paic} = Riesgo país (EMBIG) de Perú obtenido del BCRP

Así mismo, esta tasa fue adecuada año a año considerando el factor de riesgo de *maturity* (coeficiente de correlación) de cada año.

Al obtener los flujos futuros y la tasa de descuento, se procedió a calcular el valor del startup, el mismo al que posteriormente se le aplicó el factor de probabilidad. En la tabla 10, se presentan los valores de los startups considerando y sin considerar la probabilidad de éxito en el cálculo del mismo:

	Valor empresa original (sin incluir probabilidad de éxito) (S/)	Valor empresa post factor (incluyendo probabilidad de éxito) (S/)
Startup “A”	9,284,000	7,277,000
Startup “B”	4,506,000	3,532,000
Tabla 10: Valoración startup “A” y startup “B”		
Fuente: Elaboración propia		

La aplicación de la probabilidad de éxito también puede interpretarse como una tasa de descuento (Ntd) adicional, la misma que puede ser determinada de la siguiente manera:

$$Ntd = \left(\frac{1}{\frac{Valor\ post\ factor}{Valor\ original}} \right) - 1$$

Es así que se obtiene que la tasa de descuento adicional a ser aplicado al valor de la compañía es del **27.58%**.

Luego de obtener estos resultados, se aprecia que existe la posibilidad que los inversionistas de capital emprendedor estén sobreestimando la inversión que realizan en startups ya que no están considerando la probabilidad de quiebra en la metodología de valorización de VC modificado. Mencionamos “posibilidad” debido a que los inversionistas podrían estar incluyendo la probabilidad de éxito de manera indirecta o “no metodológica” dentro de la tasa de descuento o mediante el castigo al valor.

CAPÍTULO VII – CONCLUSIONES, LIMITACIONES Y RECOMENDACIONES

A continuación, procederemos a detallar las conclusiones, limitaciones y recomendaciones de la presente investigación.

7.1 Conclusiones

A continuación, procederemos a resumir las principales conclusiones de la presente investigación aludiendo al objetivo correspondiente.

- Primer objetivo principal: Identificar y analizar las principales variables que determinan la probabilidad de éxito de un startup en Perú

En primer lugar, se identificaron que las variables importantes en la determinación de la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú son: **(i) el número de trabajadores a 2019 (x6); (ii) el valor pre-money (x8); (iii) si el startup tiene un CTO a tiempo completo (x7); (iv) si el startup ganó Startup Perú (x2).** La primera de ellas tiene una relación negativa con la probabilidad de éxito; las demás, tienen una relación positiva. La variable relacionada a ganar Startup Perú fue la que tuvo más importancia en la probabilidad de éxito (o supervivencia).

El modelo PROBIT resultante del análisis de las variables es el siguiente:

$$\begin{aligned} & \pi(\lambda_{Nuestra}) \\ &= \frac{\pi(2.51683\pi_{2Nuestra} - 0.07545\pi_{6Nuestra} + 0.82994\pi_{7Nuestra} + 0.83103\pi_{8Nuestra})}{[1 + \pi(2.51683\pi_{2Nuestra} - 0.07545\pi_{6Nuestra} + 0.82994\pi_{7Nuestra} + 0.83103\pi_{8Nuestra})]} \end{aligned}$$

El modelo anterior tiene un poder de predicción de 75%.

- Segundo objetivo principal: Calcular la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú

En segundo lugar, una vez aplicado el modelo a la muestra de 74 startups, se obtiene una probabilidad de éxito (o supervivencia) de **78.38%**.

- Primer objetivo secundario: **Aplicar la probabilidad de éxito (o supervivencia) de un startup en Perú al método de valorización “Venture Capital” modificado**

En tercer lugar, la probabilidad de éxito se aplicó a startups bajo las características determinadas en el punto 2.1 del presente documento. De esta manera, se pudo calcular un valor empresa para dos (2) startups peruanos utilizando el método de valorización VC modificado. Se pudo observar la diferencia de los valores empresa con aplicación y sin aplicación de la probabilidad de éxito:

	Valor empresa original (sin incluir probabilidad de éxito) (S/)	Valor empresa post factor (incluyendo probabilidad de éxito) (S/)
Startup “A”	9,284,000	7,277,000
Startup “B”	4,506,000	3,532,000

En la aplicación de la probabilidad de éxito al método de valorización Venture Capital modificado, se observó una reducción significativa del valor de los dos startups objeto de estudio. Esta situación nos permite concluir que la incorporación de la probabilidad de éxito castiga el valor de la compañía por el alto nivel de incertidumbre de la operación futura del startup que, ante la ausencia de data histórica, requiere de un factor de riesgo incorporado al valor de la compañía.

Además, la probabilidad de éxito también puede expresarse como un ajuste final en la tasa de descuento, considerándose como una tasa de descuento (Ntd) adicional del 27.58%.

- Segundo objetivo secundario: **Contribuir al desarrollo de nuevas investigaciones sobre valorización de startups en Perú**

En cuarto lugar, esta aproximación a las variables determinantes de la probabilidad de éxito de un startup en Perú abre la posibilidad a evaluar las variables que se incorporan al modelo para un cálculo más preciso de dicha probabilidad. Esta situación es una oportunidad para contribuir una segunda versión del modelo que incorpore mayor cantidad de información; la misma que podría ser de Innóvate Perú, el Ministerio de la Producción u otras organizaciones con acceso a bases de datos de startups en Perú.

7.2 Limitaciones

Dentro de las principales limitaciones identificadas en la presente investigación, se identificaron:

- El acceso a información de startups limita las variables que hicieron parte del estudio. Incluso la data de PECAP no necesariamente captura todas las variables que podrían ser utilizadas.
- No se utilizó data cualitativa relacionada a la oportunidad del negocio (timing), experiencia del equipo, complementariedad del equipo, red de contactos del startup, entre otros similares. Esta data resulta importante en la evaluación de startups ante la falta de información histórica.
- Parte de la data no se podrá utilizar debido a que se trata de información confidencial y sensible del negocio. Incluso, en los foros de levantamiento de capital, el startup podría incluir data errónea para no exponerse ante competidores.
- Los startups aún son sensibles a compartir su información. El grupo tuvo compromisos de 6 startups en donde se había firmado un NDA y que no llegaron a enviar la información. La otra posibilidad, es que los startups no hayan tenido la información lista o que no la mantengan actualizada.
- Ausencia de fuentes secundarias que hayan estudiado la valorización de startups a partir del uso de data del mercado peruano.

7.3 Recomendaciones

En cuanto a recomendaciones para investigaciones futuras o complementarias de la presente, identificamos las siguientes:

- Presentar el modelo ante Innóvate Perú, principal acopiador de startups en Perú, a fin de coordinar la elaboración de la versión 2.0 del modelo que incorpore data adicional.
- Identificar data cualitativa y evaluar la forma de cuantificarla para mayor ajuste del modelo a la forma real cómo los inversionistas de capital emprendedor evalúan oportunidades de inversión.
- Elaborar métodos de valorización adicionales, por ejemplo, el “Scorecard” para complementar la información capturada en el método “Venture Capital”. Para ello será necesario generar un cuadro de comparables en base a transacciones reales en el mercado peruano.

BIBLIOGRAFÍA

- Amorós, J. E., Atienza, M., & Romani, G. (2008). Formal and Informal Equity Funding in Chile. *Estudios de Economía*, 179-194.
- Barnes, W. (1959). What Government Efforts Are Being Made to Assist Small Business. *Law and Contemporary Problems - Duke University School of Law*, 3-26.
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2012). Nuevas oportunidades para emprendimientos dinámicos en Uruguay *El Fondo Emprender*, 2-9.
- Blank, S. (s.f.). *What's a Startup? First Principles*. Obtenido de Steve Blank: <https://steveblank.com/2010/01/25/whats-a-startup-first-principles/>
- Crespi, G., Fernández-Arias, E., & Stein, E. (2014). ¿Cómo repensar el desarrollo productivo? *Banco Interamericano de Desarrollo*, 63-119.
- Dahlstrom, T. R. (2009). The Rise and Fall of the Participating Securities SBIC Program: Lessons in Public Venture Capital Management. *Perspectives in Public Affairs*, 51-68.
- Dalberg. (2012). Assessing the Impact of MIF's Venture Capital Program in Latin America. *Diagnostic Report for Multilateral Investment Fund*.
- Divakaran, S., McGinnis, P., & Shariff, M. (2014). *Private Equity and Venture Capital in SMEs in Developing Countries*. The World Bank.
- Fernandez, P. (2008). Metodos de Valoracion de Empresas. 4-10.
- Fondo Interamericano de Desarrollo - FOMIN. (2016). El ecosistema peruano de emprendimiento dinámico: señales para el optimismo y áreas de mejora.
- Furdas, M., & Kohn, K. (2011). *Why Is Start-up Survival Lower Among Necessity Entrepreneurs*.
- Gilson, R. J., & Black, B. (1999). Does Venture Capital Require an Active Stock Market? *Journal of Applied Corporate Finance*.
- Global Entrepreneurship Monitor. (2018). Global Entrepreneurship Research Association (GERA).
- Goñi Pacchioni, E., & Reyes, S. (2019). *Efectividad de Startup Perú*. Lima.
- Gompers, L., & Lerner, J. (1996). The Use of Covenants: An Empirical Analysis of Venture Partnership Agreements. *The Journal of Law & Economics*, 463-498.
- Gompers, P., & Lerner, J. (2001). The Venture Capital Revolution. *Journal of Economic Perspectives*, 145-168.
- Hidalgo, G., Kamiya, M., & Reyes, M. (2014). Emprendimientos dinámicos en América Latina. *Banco de Desarrollo de América Latina (CAF)*.
- J.B.K Jr. (1968). Showdown at Equity Gap: A Decade of the Small Business Investment Act. *Virginia Law Review*, 772-807.

- Kantis, H., Federico, J., & Ibarra García, S. (2014). Índice de Condiciones Sistémicas para el Emprendimiento Dinámico. *Programa de Desarrollo Emprendedor (PRODEM)*.
- Kauffman Foundation. (2016). *The Economic Impact of High-Growth Startups*.
- Latin American Private Capital Association - LAVCA. (2016). *Latin America Venture Capital Five Year Trends*.
- Leamon, A., Lerner, J., & García-Robles, S. (2013). *Best Practices in Creating a Venture Capital Ecosystem*.
- Manzanera, A. (2010). *Finanzas Para Emprendedores*. Barcelona: Deusto S.A. Ediciones.
- Metrick, A., & Yasuda, A. (2011). *Venture Capital & the Finance of Innovation*. Courier Westford.
- Massachusetts Institute of Technology. (2018). *MIT REAP - Lima*. MIT Regional Acceleration Program. Recuperado el 1 de septiembre de 2018, de <http://reap.mit.edu/cohort/lima-peru/>
- Mitchell, G. (2019). New cornerstone for Peru's venture capital industry. *Ruta Startup*.
- Multicaja. (2019). Obtenido de Krealo, del holding Credicorp, adquiere los negocios digitales de Multicaja: <https://www.multicaja.cl/comercios/compra-negocios-digitales.pdf>
- Murray, G., Cowling, M., Liu, W., & Kalinowska-Beszcynska, O. (2012). Government co-financed 'Hybrid' Venture Capital programmes: generalizing developed economy experience and its relevance to emerging nations. University of Exeter Business School.
- Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico - CDE. (2013). *Startup América Latina*.
- Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico - CDE. (2015). Start-Up América Latina. *Construyendo un futuro innovador*.
- Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico - CDE (2016). *Promoviendo las startups en América Latina: Avances y desafíos*.
- Osterwalder, B., & Pigneur, Y. (2009). *Business Model Generation*. ISBM.
- PECAP – Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (2018). *Segundo Reporte Trimestral 2018*. Lima: PECAP.
- PECAP – Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (2019). *El mercado de capital emprendedor en Perú 2016-2018*. Lima.
- PECAP – Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (2019) *El mercado de capital emprendedor en Perú – 1er Semestre 2019*. Obtenido de: <https://www.pecap.pe/data-y-recursos>

- PECAP – Asociación Peruana de Capital Semilla y Emprendedor (2020). *La inversión en capital emprendedor en 2019 en Perú*. Recuperado el 15 de enero de 2020 de <https://www.pecap.pe/data-y-recursos>
- PRODUCE – Ministerio de la Producción de Perú. (2019). *Start-Up Perú*. Recuperado el 24 de Febrero de 2017, de <http://www.start-up.pe/>
- Rivas, G. (2014). *El fomento al emprendimiento dinámico en países del Cono Sur de América Latina*. Banco Interamericano de Desarrollo.
- Romani Ch., G. (2015). *Los desafíos del financiamiento del emprendimiento innovador en la región*. En: Sistemas, coaliciones, actores y desarrollo económico territorial en regiones mineras, Antofagasta.
- Sahlman, W. A. (1990). The Structure and Governance of Venture-Capital Organizations. *Journal of Financial Economics*, 473-521.
- Salvatella, R. (2019). Modelos de Valoración de Startups.
- Sanchez Valiente, J. (2018). Valoración de Startups. Indicadores de Riesgos y Garantías de Viabilidad.
- StartUpsPal. (2011). *Etapas de financiamiento de StartUps*. Recuperado el 9 de Septiembre de 2016, de <https://startupspal.com/2011/07/09/etapas-de-financiamiento-de-startups/>

ANEXOS

Anexo 1 - Significancia de variables y resultados parciales (Modelos 1-7)

Descartando variables no significativas:

MODELO 1

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7 + X8 - 1,  
     family = binomial, data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.5544	0.1958	0.3931	0.5981	1.3122

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X1	-0.33692	0.98562	-0.342	0.7325
X2	1.43903	0.81059	1.775	0.0759 .
X3	-0.91041	1.19545	-0.762	0.4463
X4	13.86659	1848.23670	0.008	0.9940
X5	0.39124	1.11836	0.350	0.7265
X6	-0.04479	0.04006	-1.118	0.2636
X7	1.43588	0.78108	1.838	0.0660 .
X8	0.45472	0.22333	2.036	0.0417 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
Residual deviance: 46.316 on 66 degrees of freedom
AIC: 62.316

Number of Fisher Scoring iterations: 16

MODELO 2

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X5 + X6 + X7 + X8 - 1, family = binomial,  
     data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.5532	0.2145	0.3838	0.5977	1.2986

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X1	-0.40136	0.97001	-0.414	0.6790
X2	1.43979	0.79023	1.822	0.0685 .
X3	-0.94568	1.19286	-0.793	0.4279
X5	0.41272	1.11943	0.369	0.7124
X6	-0.04192	0.03634	-1.154	0.2487
X7	1.46670	0.77617	1.890	0.0588 .
X8	0.46232	0.22465	2.058	0.0396 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
 Residual deviance: 46.516 on 67 degrees of freedom
 AIC: 60.516

Number of Fisher Scoring iterations: 6

MODELO 3

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X6 + X7 + X8 - 1, family = binomial,
    data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6133	0.2140	0.3800	0.5608	1.2916

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X1	-0.22224	0.85172	-0.261	0.7941
X2	1.45253	0.78735	1.845	0.0651 .
X3	-0.80185	1.11173	-0.721	0.4708
X6	-0.04032	0.03502	-1.151	0.2496
X7	1.42832	0.76491	1.867	0.0619 .
X8	0.46205	0.22357	2.067	0.0388 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
 Residual deviance: 46.655 on 68 degrees of freedom
 AIC: 58.655

Number of Fisher Scoring iterations: 6

MODELO 4

Call:

```
glm(formula = Y ~ X2 + X3 + X6 + X7 + X8 - 1, family = binomial,  
     data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6410	0.2163	0.3729	0.5635	1.2953

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X2	1.38043	0.72792	1.896	0.0579 .
X3	-0.74384	1.09029	-0.682	0.4951
X6	-0.04121	0.03463	-1.190	0.2340
X7	1.35460	0.70497	1.921	0.0547 .
X8	0.46377	0.22303	2.079	0.0376 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
Residual deviance: 46.723 on 69 degrees of freedom
AIC: 56.723

Number of Fisher Scoring iterations: 6

MODELO 5

Call:

```
glm(formula = Y ~ X2 + X6 + X7 + X8 - 1, family = binomial, data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.5675	0.2344	0.3358	0.5742	1.3116

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X2	1.21862	0.66499	1.833	0.0669 .
X6	-0.04478	0.03385	-1.323	0.1858
X7	1.34534	0.70290	1.914	0.0556 .
X8	0.45917	0.22042	2.083	0.0372 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom

Residual deviance: 47.164 on 70 degrees of freedom
AIC: 55.164

Number of Fisher Scoring iterations: 6

MODELO 6

Call:

```
glm(formula = Y ~ X2 + X7 + X8 - 1, family = binomial, data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.4110	0.2816	0.3876	0.5999	1.1301

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X2	0.9115	0.6273	1.453	0.1462
X7	1.1900	0.6796	1.751	0.0799 .
X8	0.3744	0.2113	1.772	0.0764 .

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
Residual deviance: 48.768 on 71 degrees of freedom
AIC: 54.768

Number of Fisher Scoring iterations: 6

MODELO 7

Call:

```
glm(formula = Y ~ X7 + X8 - 1, family = binomial, data = DatosPaper2Excel)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.2919	0.2793	0.4056	0.6256	1.1031

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X7	1.3686	0.6761	2.024	0.04295 *
X8	0.5914	0.2007	2.946	0.00322 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 102.586 on 74 degrees of freedom
 Residual deviance: 50.891 on 72 degrees of freedom
 AIC: 54.891

Number of Fisher Scoring iterations: 6

REALIZANDO PREDICCIONES CON EL MODELO 7

predict(Modelo7)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1. 6051222	2. 9652558	3. 5481747	2. 5513021	0. 4435218	1. 1058478	1. 4784061	0. 5913624	1. 7740873	1. 0053162	0. 7687712
12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
2. 5513021	2. 1669165	13. 1958261	7. 2822016	0. 5913624	2. 5513021	2. 4837223	0. 3548175	2. 2556208	2. 8469833	0. 8870437
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
3. 0243920	2. 8385397	6. 0994767	0. 4435218	2. 3654498	0. 3548175	1. 3009974	8. 8704367	2. 8469833	5. 9136245	9. 6476514
34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44
8. 8704367	2. 5513021	1. 7740873	0. 1774087	0. 8279074	1. 7233946	2. 0782121	1. 4868497	3. 0750847	2. 2556208	1. 7740873
45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
2. 9568122	2. 8469833	2. 3654498	1. 5079742	8. 4649265	2. 9652558	2. 5513021	1. 1827249	2. 2556208	0. 8870437	4. 7308996
56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66
3. 0835283	1. 4192699	2. 3147571	0. 8870437	1. 6642584	3. 1426645	2. 2556208	3. 1426645	0. 4730900	2. 8469833	1. 9599396
67	68	69	70	71	72	73	74			
3. 2524935	2. 5513021	1. 0644524	1. 8120990	1. 9599396	2. 2556208	2. 0782121	1. 8712353			

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0. 8327331	0. 9509796	0. 9720278	0. 9276609	0. 6090979	0. 7513542	0. 8143317	0. 6436777	0. 8549652	0. 7321025	0. 6832550	0. 9276609
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
0. 8972390	0. 9999981	0. 9993128	0. 6436777	0. 9276609	0. 9229928	0. 5877853	0. 9051343	0. 9451625	0. 7082797	0. 9536640	0. 9447233
25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
0. 9977610	0. 6090979	0. 9141544	0. 5877853	0. 7860028	0. 9998595	0. 9451625	0. 9973049	0. 9999354	0. 9998595	0. 9276609	0. 8549652
37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0. 5442362	0. 6959123	0. 8485656	0. 8887674	0. 8156050	0. 9558532	0. 9051343	0. 8549652	0. 9505845	0. 9451625	0. 9141544	0. 8187608
49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
0. 9997893	0. 9509796	0. 9276609	0. 7654374	0. 9051343	0. 7082797	0. 9912586	0. 9562082	0. 8052239	0. 9100919	0. 7082797	0. 8408088
61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72
0. 9586187	0. 9051343	0. 9586187	0. 6161148	0. 9451625	0. 8765264	0. 9627626	0. 9276609	0. 7435405	0. 8596154	0. 8765264	0. 9051343
73	74										
0. 8887674	0. 8666011										

predict(Modelo7, type="response")

probabilidad=predict(Modelo7,type="response")

promedio_prob=mean(probabilidad)

clasificador=ifelse(probabilidad<promedio_prob,0,1)

table(clasificador)

clasificador

0 1

29 45

Anexo 2 - Análisis de poder de predicción del Modelo 7

Call:

```
glm(formula = Ymuestra ~ X7muestra + X8muestra - 1, family = binomial,  
data = DatosPaper2ExcelMuestra)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.3630	0.1169	0.3232	0.5443	1.0419

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
X7muestra	0.7431	0.9158	0.811	0.41710
X8muestra	1.0914	0.4154	2.627	0.00861 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 69.315 on 50 degrees of freedom
Residual deviance: 27.894 on 48 degrees of freedom
AIC: 31.894

Number of Fisher Scoring iterations: 7

Y=0.7431X7 + 1.0914X8

coeficientes	
X7	X8
0.7431	1.0914
CTO	Valor Pre money

Empresa	Inversión Aceleradora	Ganó Startup Perú	Inversión Fondo VC	Inversión Corp	Inversión Int. trab a 2019	CTO?	Valor Pre-money (USD mill)	info REAL	info estimada	(PROB)	predicción correcta		
								Survival 2019	y est ->	prob de ser 1			
Empresa 1		0	1	0	0	9	1	2.7	1	0.9756335531208	1	1	
Empresa 2		1	1	0	0	5	1	2	0	0.9491120158787	1	0	
Empresa 3		0	1	1	0	1	8	0	3	0.9635330353005	1	0	
Empresa 4		1	1	1	0	1	9	1	1.35	1	0.9017205757753	0	0
Empresa 5		1	1	1	0	1	75	1	20	1	0.9999999998424	1	1
Empresa 6		1	1	0	0	0	5	0	4.2	0	0.9898881104268	1	0
Empresa 7		0	1	0	0	1	5	1	8	1	0.9999232054434	1	1
Empresa 8		1	1	0	0	0	3	0	0.75	1	0.6939284586954	0	0
Empresa 9		0	1	1	0	0	45	0	0.6	0	0.6581003152723	0	1
Empresa 10		0	1	0	1	0	10	1	2.5	1	0.9698688109630	1	1
Empresa 11		0	0	0	0	0	15	0	10	1	0.9999817987121	1	1
Empresa 12		0	0	0	0	0	8	0	15	1	0.9999999223458	1	1
Empresa 13		0	1	0	0	0	8	0	3	1	0.9635330353005	1	1
Empresa 14		0	0	0	0	0	10	1	0.2	1	0.7233980190230	0	0
Empresa 15		0	0	0	0	0	6	1	1.5	1	0.9153049399185	0	0
Empresa 16		0	1	1	0	0	6	0	3	1	0.9635330353005	1	1
Empresa 17		0	1	0	0	0	10	0	5	1	0.9957517887227	1	1
Empresa 18		0	1	0	0	0	18	0	4	1	0.9874524138664	1	1
Empresa 19		1	1	1	0	1	7	1	1.5	1	0.9153049399185	0	0
Empresa 20		1	1	0	0	0	3	0	1.5	1	0.8371399475783	0	0
Empresa 21		0	1	0	0	0	4	1	1.5	1	0.9153049399185	0	0
Empresa 22		1	1	0	0	0	7	1	3	1	0.9823168203765	1	1
Empresa 23		0	1	1	0	0	3	0	1.8	1	0.8770212881602	0	0
Empresa 24		1	0	0	0	0	5	1	0.85	1	0.8416811202423	0	0

58.33% 50.000%

Anexo 3 - Modelo a partir del algoritmo Random Forest

```
ind=sample(2, nrow(DatosPaper2Excel), replace=TRUE, prob=c(0.7,0.3))
> train=DatosPaper2Excel[ind==1,]
> test=DatosPaper2Excel[ind==2,]
> library(randomForest)
> set.seed(333)
> modelo_rf = randomForest(Survival~., data=train)
>
> print(modelo_rf)
```

Call:

```
randomForest(formula = Survival ~ ., data = train)
Type of random forest: classification
Number of trees: 500
No. of variables tried at each split: 2
```

OOB estimate of error rate: 11.76%

Confusion matrix:

```
0 1 class.error
0 0 6      1
1 0 45     0
```

```
library(caret)
p1=predict(modelo_rf, train)
head(p1)
head(train$Survival)

confusionMatrix(p1, train$Survival)
```

Confusion Matrix and Statistics

```
Reference
Prediction 0 1
0 2 0
1 4 45
```

Accuracy : 0.9216

95% CI : (0.8112, 0.9782)

No Information Rate : 0.8824

P-Value [Acc > NIR] : 0.2683

Kappa : 0.4687

Mcnemar's Test P-Value : 0.1336

```
Sensitivity : 0.33333
Specificity : 1.00000
Pos Pred Value : 1.00000
Neg Pred Value : 0.91837
Prevalence : 0.11765
```


Detection Rate : 0.03922
Detection Prevalence : 0.03922
Balanced Accuracy : 0.66667

'Positive' Class : 0

```
> p2=predict(modelo_rf, test)
> confusionMatrix(p2, test$Survival)
```

Confusion Matrix and Statistics

	Reference	
Prediction	0	1
0	0	0
1	2	21

Accuracy : 0.913

95% CI : (0.7196, 0.9893)
No Information Rate : 0.913
P-Value [Acc > NIR] : 0.6769

Kappa : 0

Mcnemar's Test P-Value : 0.4795

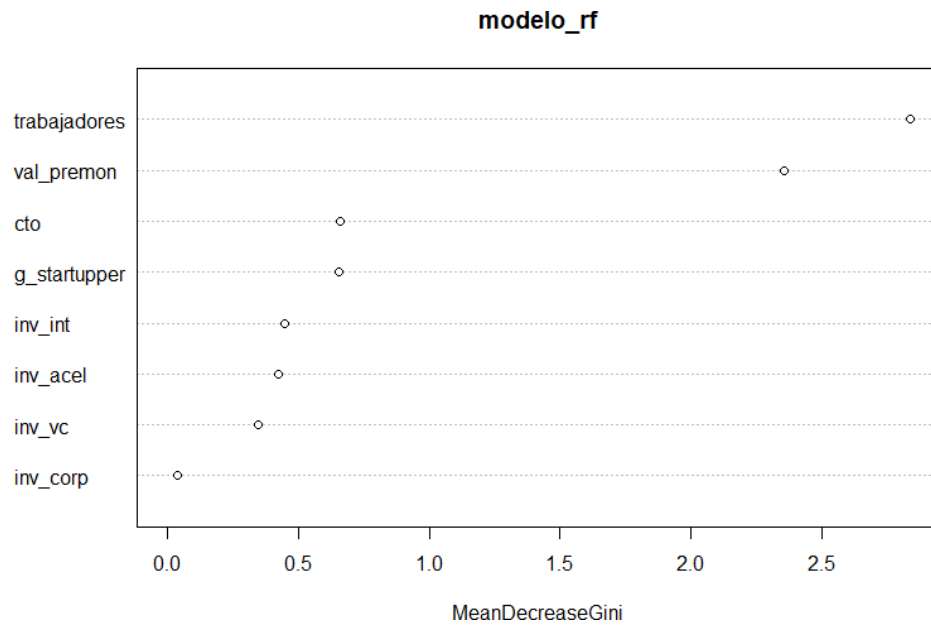
Sensitivity : 0.00000
Specificity : 1.00000
Pos Pred Value : NaN
Neg Pred Value : 0.91304
Prevalence : 0.08696
Detection Rate : 0.00000
Detection Prevalence : 0.00000
Balanced Accuracy : 0.50000

'Positive' Class : 0

```
plot(modelo_rf)
```

```
importance(modelo_rf)
```

```
varImpPlot(modelo_rf)
```



Anexo 4 - Aplicación y análisis del modelo Random Forest y PROBIT

Para mejorar la predicción del modelo se particionarán las observaciones en muestras aleatorias para construir árboles predictores a raíz del algoritmo de Random Forest. La idea es promediar varios modelos (los cuales dependerán de las particiones aleatorias de las observaciones en diferentes muestras) iterando los posibles resultados y eligiendo las mejores predicciones en base a estas iteraciones. De manera similar a como realizamos el análisis de poder de predicción en el Modelo 8, el algoritmo de Random Forest necesita separar el total de las observaciones en dos grandes muestras iniciales. La primera muestra es la de entrenamiento que será aquella muestra en donde el algoritmo empezará a crear sub-muestras aleatorias para correr modelos basados en árboles de predicción y de esta manera ir eligiendo las mejores predicciones y las variables más importantes que influyen esas predicciones. Por otro lado, la muestra de prueba, en donde finalmente el algoritmo medirá qué tan bien predice la data que quedó fuera del análisis de Random Forest mediante una matriz de confusión y calculará un error de predicción o también llamado error OOB (*Out of Bag*).

Para estimar las variables que mejor predicen en el algoritmo de Random Forest, utilizamos todas las variables iniciales. Así mismo, un 70% de la muestra será la muestra de entrenamiento y un 30% de la muestra quedará fuera y será utilizada para testear el poder de predicción del modelo bajo el algoritmo de Random Forest.

Una vez establecido el modelo a partir del algoritmo de Random Forest vemos que el error de predicción OOB es de 11.76% (Ver Anexo 3).

El siguiente paso será generar predicciones con el 70% de las observaciones usadas en la muestra de entrenamiento y analizar las mismas bajo una matriz de confusión (Ver Anexo 3).

En la matriz de confusión vemos que:

Prediction 0 1

0 2 0

1 4 45

De la matriz anterior, se puede observar que en dos casos el modelo predice 0 (que el startup dejó de operar cuando en realidad así fue) y que en 45 casos el modelo predice 1 (que el startup sigue operando cuando en realidad así fue). Con lo cual, vemos que para la data de entrenamiento el modelo predice bien 47 de 51 observaciones o un 92.16%, según la eficiencia mostrada en el Anexo 3.

Ahora, queremos analizar el poder predictivo del algoritmo Random Forest para la data de prueba, es decir, el 30% que quedó por fuera de la data utilizada en la muestra de entrenamiento del algoritmo Random Forest. Esta matriz de confusión quedó de la siguiente manera:

Reference

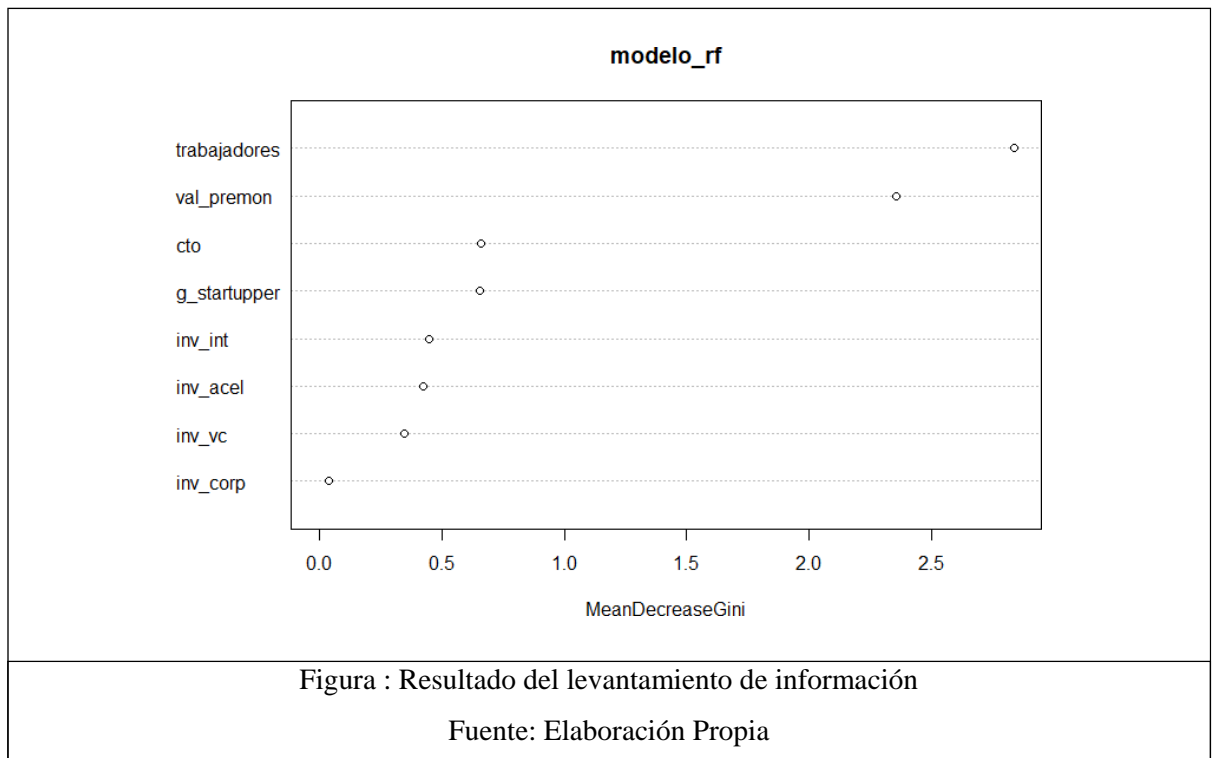
Prediction 0 1

0 0 0

1 2 21

En esta matriz, se puede observar que en dos casos el modelo predice 1 cuando en esas observaciones la variable Y tomaba valores de 0 y en 21 casos si predice de forma correcta en las observaciones que quedaron fuera del algoritmo Random Forest. Con lo cual el modelo predice las observaciones que quedaron fuera del algoritmo con un 91.3% de eficiencia.

Finalmente, necesitamos saber las variables que fueron las más importantes en el proceso de iteración del algoritmo Random Forest, es decir aquellas con mayor importancia al momento de calcular las mejores predicciones:



Según el mayor aumento en la disminución del coeficiente Gini promedio vemos que las variables más importantes en el algoritmo del Random Forest son:

1. El número de trabajadores del startup a 2019 (X6).
2. Valor pre-money del startup (X8).
3. Si el startup tiene CTO a tiempo completo (X7).
4. Si el startup ganó Startup Perú (X2).

Es decir, en todas las iteraciones para buscar las mejores predicciones de si el startup sigue operando ($y=1$) o si el startup no está operando ($Y=0$), las variables más importantes fueron las cuatro detalladas anteriormente.

Considerando lo anterior, procederemos a correr un modelo PROBIT utilizando estas cuatro variables que, según el algoritmo de Random Forest, son las que más influyeron para la predicción del éxito de los startups parte de la muestra.

Anexo 5 - Modelo a PROBIT a partir del algoritmo Random Forest

Call:

```
glm(formula = Y ~ X8 + X6 + X7 + X2 - 1, family = binomial, data =
DatosPaper2ExcelMuestra)
```

Deviance Residuals:

```
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.44386  0.09573  0.20861  0.37896  1.39809
```

Coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
X8 0.83103    0.42235   1.968  0.0491 *
X6 -0.07545    0.06177  -1.222  0.2219
X7 0.82994    1.06311   0.781  0.4350
X2 2.51683    1.24602   2.020  0.0434 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 69.315 on 50 degrees of freedom
Residual deviance: 21.973 on 46 degrees of freedom
AIC: 29.973

Number of Fisher Scoring iterations: 7

	coeficientes																			
	X8	X6	X7	X2																
	0.83103	-0.07545	0.82994	2.51683																
	Valor pre money	trab a 2019	CTO	Ganó Startup Perú																
	Inversión Aceleradora	Ganó Startup Perú	Inversión Fondo VC	Inversión Corp	Inversión Int.															
Empresa correcta																				
Empresa 1	0	1	0	0	0	9	1	2.7	1	0.992692364126	1.00	1								
Empresa 2	1	1	0	0	0	5	1	2	0	0.990354581439	1.00	0								
Empresa 3	0	1	1	0	1	8	0	3	0	0.987947054049	1.00	0								
Empresa 4	1	1	1	0	1	9	1	1.35	1	0.977895259934	1.00	1								
Empresa 5	1	1	1	0	1	75	1	20	1	0.99999389275	1.00	1								
Empresa 6	1	1	0	0	0	5	0	4.2	0	0.996423921563	1.00	0								
Empresa 7	0	1	0	0	1	5	1	8	1	0.999933467934	1.00	1								
Empresa 8	1	1	0	0	0	3	0	0.75	1	0.948522100014	1.00	1								
Empresa 9	0	1	1	0	0	45	0	0.6	0	0.406174653145	-	1								
Empresa 10	0	1	0	1	0	10	1	2.5	1	0.990713328340	1.00	1								
Empresa 11	0	0	0	0	0	15	0	10	1	0.999237808317	1.00	1								
Empresa 12	0	0	0	0	0	8	0	15	1	0.99992945586	1.00	1								
Empresa 13	0	1	0	0	0	8	0	3	1	0.987947054049	1.00	1								
Empresa 14	0	0	0	0	0	10	1	0.2	1	0.560119240135	-	0								
Empresa 15	0	0	0	0	0	6	1	1.5	1	0.835316466306	-	0								
Empresa 16	0	1	1	0	0	6	0	3	1	0.989617738285	1.00	1								
Empresa 17	0	1	0	0	0	10	0	5	1	0.997315251861	1.00	1								
Empresa 18	0	1	0	0	0	18	0	4	1	0.988825130069	1.00	1								
Empresa 19	1	1	1	0	1	7	1	1.5	1	0.983129345476	1.00	1								
Empresa 20	1	1	0	0	0	3	0	1.5	1	0.971723081578	1.00	1								
Empresa 21	0	1	0	0	0	4	1	1.5	1	0.986500550810	1.00	1								
Empresa 22	1	1	0	0	0	7	1	3	1	0.995090736524	1.00	1								
Empresa 23	0	1	1	0	0	3	0	1.8	1	0.977824323705	1.00	1								
Empresa 24	1	0	0	0	0	5	1	0.85	1	0.761162869855	-	0								

75.000%
accuracy

coeficientes
X8 X6 X7 X2
0.83103 -0.07545 0.82994 2.51683
Valor pre money trab a 2019 CTO Ganó Startup Perú

Empresa	Inversión					trab a 2019		Valor Pre-money (USD)	DATA REAL		
	Aceleradora	Ganó Startup Perú	Inversión Fondo VC	Inversión Corp	Inversión Int.	milli	CTO?		Survival 2019 y est -->	prob de ser 1	predicción correcta
Empresa 1	1	1	0	0	1	3	1	0.4	1	0.9693154847957	1.00 1
Empresa 2	0	1	0	0	0	9	1	2.7	1	0.9926923641265	1.00 1
Empresa 3	0	1	0	0	0	12	0	6	1	0.9986382337306	1.00 1
Empresa 4	1	1	0	0	0	5	1	2	0	0.9903545814392	1.00 0
Empresa 5	0	1	0	0	0	8	0	0.75	1	0.9266614909808	1.00 1
Empresa 6	0	1	0	0	0	12	0	1.87	1	0.9595134339608	1.00 1
Empresa 7	1	1	0	0	1	22	0	2.5	0	0.9495260210638	1.00 0
Empresa 8	0	1	0	0	0	8	0	1	1	0.9395883564324	1.00 1
Empresa 9	0	1	1	0	1	8	0	3	0	0.9879470540493	1.00 0
Empresa 10	0	0	0	0	0	3	0	1.7	1	0.7660967681115	- 0
Empresa 11	0	1	0	0	0	10	0	1.3	1	0.9449384946066	1.00 1
Empresa 12	0	1	1	0	0	7	1	2	1	0.9888011261337	1.00 1
Empresa 13	1	1	1	0	1	9	1	1.35	1	0.9778952599347	1.00 1
Empresa 14	1	1	1	0	1	75	1	20	1	0.9999993892759	1.00 1
Empresa 15	1	1	1	0	0	39	1	10	1	0.9998358424911	1.00 1
Empresa 16	1	0	0	0	1	10	0	1	1	0.5191231674652	- 0
Empresa 17	1	1	1	0	1	10	1	2	1	0.9859962858935	1.00 1
Empresa 18	1	1	0	0	0	5	0	4.2	0	0.9964239215639	1.00 0
Empresa 19	0	1	0	0	1	6	0	0.6	1	0.9284252823474	1.00 1
Empresa 20	1	1	0	0	0	6	1	1.5	1	0.9843361971046	1.00 1
Empresa 21	1	0	0	0	1	6	1	2.5	1	0.9209128501904	1.00 1
Empresa 22	0	1	0	0	0	5	0	1.5	1	0.9672680819945	1.00 1
Empresa 23	0	1	0	0	0	4	1	2.8	1	0.9953759704334	1.00 1
Empresa 24	0	0	0	0	0	17	0	4.8	1	0.9373970184935	1.00 1
Empresa 25	0	1	0	0	1	5	1	8	1	0.9999334679342	1.00 1
Empresa 26	1	1	0	0	0	3	0	0.75	1	0.9485221000149	1.00 1
Empresa 27	0	1	0	0	0	4	0	4	1	0.9960855175856	1.00 1
Empresa 28	0	1	1	0	0	45	0	0.6	0	0.4061746531458	- 1
Empresa 29	0	0	0	0	0	4	0	2.2	0	0.8214886593032	- 1
Empresa 30	0	0	1	0	1	18	0	15	1	0.9999849985696	1.00 1
Empresa 31	0	1	0	1	0	10	1	2.5	1	0.9907133283402	1.00 1
Empresa 32	0	0	0	0	0	15	0	10	1	0.9992378083177	1.00 1
Empresa 33	0	1	1	1	1	65	1	14	1	0.9999579639106	1.00 1
Empresa 34	0	0	0	0	0	8	0	15	1	0.9999929455861	1.00 1
Empresa 35	0	1	1	0	1	5	1	2	1	0.9903545814392	1.00 1
Empresa 36	0	1	0	0	0	8	0	3	1	0.9879470540493	1.00 1
Empresa 37	0	0	0	0	0	10	0	0.3	1	0.3763215422479	- 0
Empresa 38	0	0	0	0	0	2	0	1.4	1	0.7335173279664	- 0
Empresa 39	0	0	0	0	0	25	1	0.6	0	0.3640816543820	- 1
Empresa 40	1	1	0	0	0	16	1	1.2	1	0.9583856821187	1.00 1
Empresa 41	0	0	0	0	0	10	1	0.2	1	0.5601192401357	- 0
Empresa 42	0	0	0	0	0	15	0	5.2	1	0.9604412535868	1.00 1
Empresa 43	0	0	0	0	0	6	1	1.5	1	0.8353164663063	- 0
Empresa 44	0	1	1	0	0	6	0	3	1	0.9896177382850	1.00 1
Empresa 45	0	1	0	0	0	10	0	5	1	0.9973152518614	1.00 1
Empresa 46	1	1	1	0	1	10	1	2.5	1	0.9907133283402	1.00 1
Empresa 47	0	1	0	0	0	18	0	4	1	0.9888251300696	1.00 1
Empresa 48	0	0	0	0	0	3	0	2.55	1	0.8690717813144	- 0
Empresa 49	0	1	1	1	1	105	1	12	1	0.9954897399302	1.00 1
Empresa 50	1	1	0	0	1	8	1	2.7	1	0.9932198377860	1.00 1
Empresa 51	0	1	1	0	0	2	1	2	1	0.9922933103352	1.00 1
Empresa 52	0	1	0	0	0	5	0	2	1	0.9781538016238	1.00 1
Empresa 53	1	1	1	0	1	7	1	1.5	1	0.9831293454767	1.00 1
Empresa 54	1	1	0	0	0	4	0	1.5	1	0.9695744633355	1.00 1
Empresa 55	0	1	1	0	0	14	0	8	1	0.9996992017680	1.00 1
Empresa 56	0	0	0	0	0	9	1	2.9	1	0.9283008513662	1.00 1
Empresa 57	0	1	1	0	1	9	0	2.4	1	0.9787984612936	1.00 1
Empresa 58	1	1	0	0	1	10	1	1.6	1	0.9805814706168	1.00 1
Empresa 59	1	1	0	0	0	3	0	1.5	1	0.9717230815787	1.00 1
Empresa 60	0	1	0	0	0	14	1	0.5	1	0.9373788827334	1.00 1
Empresa 61	0	1	0	0	0	6	1	3	1	0.9954458870737	1.00 1
Empresa 62	0	1	0	0	0	4	1	1.5	1	0.9865005508108	1.00 1
Empresa 63	1	1	0	0	0	7	1	3	1	0.9950907365249	1.00 1
Empresa 64	1	1	0	0	1	28	0	0.8	1	0.7444169711618	- 0
Empresa 65	0	0	0	0	0	2	1	2.5	1	0.9402858548264	1.00 1
Empresa 66	1	0	0	0	0	3	1	1	1	0.8076201447826	- 0
Empresa 67	0	1	0	0	0	14	0	5.5	1	0.9976031376220	1.00 1
Empresa 68	1	0	0	0	0	21	1	2	1	0.7124985554591	- 0
Empresa 69	0	1	1	0	0	3	0	1.8	1	0.9778243237056	1.00 1
Empresa 70	0	0	0	0	0	4	1	0.75	0	0.7597688212627	- 1
Empresa 71	0	1	0	0	0	4	1	1	1	0.9796875560545	1.00 1
Empresa 72	0	0	0	0	0	5	1	1.5	1	0.8454347951074	- 0
Empresa 73	0	1	0	1	0	3	1	1.2	1	0.9839782402411	1.00 1
Empresa 74	1	0	0	0	0	5	1	0.85	1	0.7611628698557	- 0

78.38%
prob de supervivencia

Anexo 6 - Machine Learning y Random Forest

Machine Learning o aprendizaje automático tiene como finalidad la creación de sistemas que buscan aprender de manera automática mediante la identificación de patrones complejos, utilizando una gran cantidad de datos. Mediante la aplicación de este tipo de sistemas, buscamos la creación de un modelo que nos permita identificar las variables más importantes que afectan a la probabilidad de éxito o fracaso en una Startup para luego comparar estos resultados con el modelo PROBIT.

Para entender el algoritmo de Random Forest primero debemos explicar lo que es un árbol de decisión con Machine Learning.

Los árboles de decisión son representaciones gráficas de posibles soluciones (ramas) a decisiones basadas en información de ciertas variables. Los árboles de decisión es uno de los algoritmos más usados en aprendizaje supervisado dentro de lo que es Machine Learning. Así mismo, estos pueden realizar tareas de clasificación o de regresión (James, Witten, Hastie, & Tibshirani, 2013)

La estructura de árbol es comúnmente usada para toma de decisiones del tipo “IF THIS THEN THAT” (“Si es esto, entonces aquello”). Por ejemplo, ¿hoy hace frío? Sí = me pongo saco; No = no me pongo saco. Los árboles de decisión tienen un primer nodo llamado raíz, a partir de ahí se descomponen en dos ramas que plantea una cierta condición que puede ser FALSO o VERDADERO. Luego, cada nodo se vuelve a bifurcar en 2 ramas en función a los clasificadores, condiciones o variables que busquen explicar un objetivo. El algoritmo, buscará la mejor manera de ir dividiendo las muestras de cada observación para crear nodos en función de esa división para lograr las mejores estimaciones con respecto a la data o las observaciones reales. Esto es un trabajo que si sólo tuviésemos dos o tres variables con pocas observaciones se podría plantear de forma manual. Pero cuando se consideran varias variables y tamaños de muestra considerables se requiere poder computacional. Es ahí en donde entra la importancia de este algoritmo. El objetivo es que el algoritmo nos devuelva el árbol óptimo desde un punto de vista probabilístico.

Para medir qué tan bien puede predecir un árbol de decisión, debemos tener claro cuantos nodos se están creando a partir de la división de las muestras dentro de cada variable que busca explicar a una variable objetivo. Este proceso lo realiza la computadora al momento de ir probando las mejores predicciones en función a las mejores divisiones de la muestra para ir creando más nodos. El coeficiente Gini nos ayuda a cuantificar que tan desordenados o mezclados quedan los nodos una vez que estos empiezan a dividirse cuando la computadora emplea el algoritmo. Un mejor modelo es aquel que tiene un menor índice Gini. Pues cómo sabemos el coeficiente de Gini nos ayuda a medir la desigualdad o igualdad en una distribución.

El objetivo es computar un árbol que tenga un buen nivel de predicción, con un adecuado nivel de entropía que determine hasta qué punto se siguen creando ramas (divisiones) hasta llegar a las hojas (predicciones) y con un índice Gini el mínimo posible pues este mide el nivel de desorden en la creación de nodos o ramas.

Una vez explicada la noción de cómo funciona el algoritmo de árbol de decisión podemos explicar el algoritmo de Random Forest. El algoritmo de Random Forest es un tipo de ensamble (utilizar varios algoritmos juntos para mejorar el poder predictivo) en Machine Learning que busca combinar diversos algoritmos de árbol de decisión (por eso el nombre del algoritmo hace referencia a un bosque). Luego, cada hoja o salida de predicción del árbol de decisión se contará como un voto para que finalmente la opción más votada sea la mejor predicción en el Random Forest.